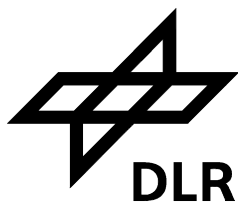




SAR-HQ - Methoden zur Erfassung und Analyse von großflächigen
Hochwasserereignissen mittels hochauflösender Radardaten

Schlussbericht



Bundesministerium
für Bildung
und Forschung



Oberpfaffenhofen, im Januar 2011

Förderkennzeichen: 0330719

Zuwendungsempfänger / Ausführende Stelle:

Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V. (DLR)
Deutsches Fernerkundungsdatenzentrum (DFD)
Münchner Strasse 20
82234 Oberpfaffenhofen-Wessling

Vorhabensbezeichnung:

SAR-HQ - Methoden zur Erfassung und Analyse von großflächigen
Hochwasserereignissen mittels hochauflösender Radardaten

Laufzeit des Vorhabens und Berichtszeitraum:

1. März 2007 bis 31. Juli 2010

Projektleiter:

Dipl. Geogr. André Twele

Projektbearbeiter:

Dr. rer. nat. Sandro Martinis
Dipl.-Ing. Thomas Hahmann

Autoren

Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V. (DLR) Deutsches Fernerkundungsdatenzentrum (DFD) Münchner Strasse 20 82234 Oberpfaffenhofen-Wessling	André Twele, Sandro Martinis, Thomas Hahmann
--	---

Das in diesem Bericht zugrunde liegende Vorhaben wurde mit den Mitteln des Bundesministeriums für Bildung und Forschung unter dem Förderkennzeichen 0330719 gefördert. Die Verantwortung für den Inhalt liegt bei den Autoren.

INHALTSVERZEICHNIS

Abbildungsverzeichnis	III
Tabellenverzeichnis	IX
Abkürzungen und Definitionen	X
1 Kurzdarstellung	1
1.1 Aufgabenstellung - Übergeordnete Projektziele	1
1.2 Voraussetzungen zur Vorhabensdurchführung	3
1.3 Planung und Ablauf des Vorhabens	4
1.4 Wissenschaftlich-technischer Stand vor dem Projekt	6
1.5 Zusammenarbeit mit anderen Stellen	8
2 Eingehende Darstellung	10
2.1 Wissenschaftlich-technische Organisation	10
2.1.1 Steuerung des Projektfortschritts und Berichterstattung	10
2.1.2 Publikationen und Außendarstellung	10
2.1.3 Abstimmung und Koordination mit Projektpartnern und Nutzern	12
2.2 Zeitnahe Satellitendatenbeschaffung und Referenzdaten	21
2.2.1 Anforderungsanalyse und Konzeption zur Echtzeitdatenbeschaffung für TerraSAR-X	21
2.2.2 Echtzeittest und -simulation der Datenbeschaffung für TerraSAR-X und Radarsat-2	28
2.2.3 Beschaffung und Aufbereitung von Referenzdaten und Kartenmaterial	30
2.3 Automatisierte geometrische und radiometrische Korrekturmethode für TerraSAR-X - Implementierung und Durchführung	32
2.4 Wassererkennung und Abschätzung von Überschwemmungsflächen	37
2.4.1 Allgemeine Wassererkennung mit TerraSAR-X	37
2.4.1.1 Einleitung	37
2.4.1.2 Analyse der Erscheinungsformen von Wasserflächen in TerraSAR-X Daten	37
2.4.1.3 Statistische Analyse von TerraSAR-X-Daten hinsichtlich ihrer Eignung zur Wasserkartierung	46
2.4.1.4 Kohärenz	56
2.4.1.5 Texturmaße	69
2.4.1.6 Aktive Konturen	78
2.4.1.7 Zusammenfassung und Ausblick	90
2.4.2 Erkennung und Analyse von Hochwassererscheinungsformen	93
2.4.2.1 Einleitung	93
2.4.2.2 Hochwassererscheinungsformen	94
2.4.2.3 Hochwasserdetektion mit SAR – Stand der Forschung	97

2.4.2.4 Markov Bildmodellierung	102
2.4.3 Abschätzung von Überflutungswahrscheinlichkeiten und Klassifikationsgenauigkeiten sowie Validierung der Methoden	124
2.4.3.1 Validierung der Methoden zur Hochwasserdetektion	124
2.4.3.2 Abschätzung der Überflutungswahrscheinlichkeit	129
2.5 Quantifizierung und Visualisierung von Schadenssituationen	132
2.5.1 Quantifizierung von Hochwasserparametern und -dynamik aus SAR- Satellitenzeitserien	132
2.5.2 Visualisierung von Überflutungsflächen, Überstauungszeiträumen und Wahrscheinlichkeiten	141
2.6 Bekannt gewordene Fortschritte Dritter	150
2.7 Erfolgte und geplante Veröffentlichungen	151
Literaturverzeichnis	153

ABBILDUNGSVERZEICHNIS

Abbildung 1: Beispiel einer innerhalb von SAR-HQ durchgeführten Hochwasserkartierung; Tewkesbury, England; Sensor: TerraSAR-X; Aufnahmedatum: 25/07/2007; Dunkelblau: Normalwasserstand; Hellblau: Überflutungsfläche	2
Abbildung 2: Internetpräsenz des Projektes SAR-HQ	12
Abbildung 3: Notfallkartierung einer durch einen Dammbruch verursachten Überflutung in Nepal/Indien mit SAR-HQ Methoden; Sensor: TerraSAR-X, ScanSAR; Aufnahmedatum: 01.09.2008	13
Abbildung 4: Beispiel einer im Rahmen des Emergency Response Service durchgeführten Hochwasserkartierung für das Gemeinsame Melde- und Lagezentrum des Bundes (GMLZ)	17
Abbildung 5: Vergleich von Hochwassermasken; Radarsat-1, Bodenauflösung: 12,5m (links); TerraSAR-X, Bodenauflösung: 3m (rechts)	19
Abbildung 6: Übersicht der TerraSAR-X Aufnahmemodi	19
Abbildung 7: Zeitliche Anforderungen der Datenbeschaffung für TerraSAR-X (Quelle: Infoterra GmbH)	26
Abbildung 8: Vergleich eines SE-Produktes mit 1,2 Looks (links) mit einem RE-Produkt mit 5,5 Looks (rechts)	36
Abbildung 9: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, HighResolution-SpotLight Modus, horizontale Polarisierung (HH), 02.12.2007, Lindau (Bodensee, Deutschland), die dunklen Flächen zeigen eine ungestörte glatte Wasseroberfläche	38
Abbildung 10: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, SpotLight Modus, vertikale Polarisierung (VV), 12.11.2007, Tokio (Japan). Die Start- und Landebahnen des Haneda- Flughafens (1) erscheinen dunkel aufgrund ihrer glatten Oberfläche, der von Westen mündende Fluss (2) erscheint dunkler als das offene Meer (3) im östlichen Bereich des Bildes, die hellen Punkte auf der Meeresoberfläche zeigen Schiffe (4), deren Kielwasser werden als lineare Strukturen (5) sichtbar	39
Abbildung 11: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, StripMap Modus, horizontale Polarisierung (HH), 30.03.2008, Lissabon (Portugal), regelmäßiges Wellenmuster auf offener Meeresoberfläche, der von Osten mündende Fluss Tejo weist eine vergleichsweise glatte Wasseroberfläche auf (links); Ausschnitt einer TerraSAR- X-Szene, StripMap Modus, horizontale Polarisierung (HH), 02.03.2008, nahe Bergen (Norwegen), verschiedene Wellenmuster auf der Meeresoberfläche	40
Abbildung 12: Ausschnitt zweier TerraSAR-X-Szenen, beide im HighResolution-SpotLight Modus, horizontale Polarisierung (HH), 07.12.2007 (a), vertikale Polarisierung (VV), 06.04.2008 (b), Lindau (Bodensee, Deutschland). Verschiedene heterogene Strukturen sind auf der Seeoberfläche gut sichtbar	40
Abbildung 13: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, SpotLight Modus, vertikale Polarisierung (VV), 10.10.2007, Vierwaldstätter See (Schweiz). Dunkle Radarschattenbereiche grenzen direkt an dunkle See-Bereiche (a). Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, SpotLight Modus, horizontale Polarisierung (HH), 06.12.2007, Traunsee (Österreich), der Berggipfel des Traunsteins wird als sogenannter Layover-Effekt auf der Seeoberfläche abgebildet (b)	41
Abbildung 14: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, StripMap Modus, horizontale Polarisierung (HH), 27.03.2008, Clarendon (USA). Glatte Wasserflächen im Bereich des White Rivers erscheinen dunkel. Aufgrund eines Hochwassers ist das Flussbett	

verbreitert. Die an die offenen Wasserflächen angrenzenden hellen homogenen Flächen sind unterflutete Waldgebiete.	42
Abbildung 15: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, SpotLight Modus, horizontale Polarisation (HH), 28.03.2009, Lockport (Kanada). Helle Flussbereiche kennzeichnen einen Eisstau, der das Abfließen des Hochwassers des Red Rivers behindert hat (a). Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, ScanSAR Modus, horizontale Polarisation (HH), 05.12.2007, Lac Saint-Jean (Kanada), Binnensee mit saisonaler Vereisung (b).	43
Abbildung 16: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, HighResolution-SpotLight Modus, horizontale Polarisation (HH), 01.01.2008, Schaffhausen (Schweiz). Die glatte Wasseroberfläche des Rheins erscheint im Bild dunkel, die helleren Stellen entlang des Flusslaufes werden durch Turbulenzen an der Wasseroberfläche im Bereich des Rheinfalles verursacht.	44
Abbildung 17: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, HighResolution-SpotLight Modus, horizontale Polarisation (HH), 27.11.2007, Venedig (Italien). Die Kanäle innerhalb des dicht bebauten Stadtgebietes erscheinen als dunkle Linien (a); Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, SpotLight Modus, horizontale Polarisation (HH), 12.11.2007, Amsterdam (Niederlande), Kanäle und Straßen innerhalb des dicht bebauten Innenstadtbereiches lassen sich visuell nur schwer unterscheiden (b).	45
Abbildung 18: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, StripMap Modus, horizontale Polarisation (HH), 18.03.2008, Kolumbien. Ein Fluss mit glatter Wasseroberfläche sowie ein flächenhafter Hydrometeor sind als dunkle Bildbereiche sichtbar (a); Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, ScanSAR Modus, horizontale Polarisation (HH), 08.05.2008, Yangon (Myanmar). Fluss sowie angrenzende überschwemmte landwirtschaftliche Flächen – der durch dunkle und helle Strukturen gekennzeichnete Hydrometeor in der Bildmitte stört die Auswertung des Hochwasserereignisses (b).	46
Abbildung 19: Ausschnitte von TerraSAR-X-Szenen, StripMap Modus, vertikale Polarisation (VV). Beispiele für als glatte (links), leicht aufgeraute (mitte) bzw. stark aufgeraute Wasserflächen (rechts) klassifizierte Szenen; Aufnahmegebiete von links oben nach rechts unten: Indonesien, Indonesien, Svalbard, Norwegen, China, Indonesien, Ukraine, Spanien, Indonesien.	48
Abbildung 20: Lage der untersuchten TerraSAR-X-Szenen	49
Abbildung 21: Verteilung der untersuchten TerraSAR-X-Szenen nach geographischer Breite	50
Abbildung 22: Anzahl von Szenen mit glatten, leicht aufgerauten bzw. stark aufgerauten Meereswasserflächen in Abhängigkeit des Radareinfallswinkels.	51
Abbildung 23: Lage der TerraSAR-X-Szenen, in denen durch die Analyse ein Niederschlagseffekt identifiziert wurde	54
Abbildung 24: Verteilung der untersuchten TerraSAR-X-Szenen mit identifizierten Niederschlagseffekten (Wolkeneffekten) nach geographischer Breite	55
Abbildung 25: Auftrittshäufigkeit verschiedener untersuchter Bildinhalte in den TerraSAR-X-Daten (blaue Balken).	56
Abbildung 26: Ausschnitte zweier TerraSAR-X-Szenen, StripMap Modus, horizontale Polarisation (HH), Schwedt an der Oder, Deutschland, 28.05.2010, Normalwasserstand (oben links), 08.06.2010, Hochwasserstand (oben rechts). Kohärenz beider Szenen (unten links) sowie RGB-Bild (unten rechts) aus Kohärenz (Rot), Amplitudenbild 2 - 08.06.2010 (Grün) und Amplitudenbild 1 – 28.05.2010 (Blau). Permanente Wasserflächen erscheinen schwarz,	

Überflutungsflächen weisen blaue Farbtöne auf, bebaute Gebiete sowie einzelne Ackerflächen erscheinen in rötlichen Farben.....	63
Abbildung 27: Ausschnitte zweier TerraSAR-X-Szenen, StripMap Modus, horizontale Polarisation (HH), Villahermosa, Mexiko, 18.12.2007. Zurückgehendes Hochwasser (oben links), 07.12.2010, Hochwasserstand (oben rechts), Kohärenz beider Szenen (unten links) sowie RGB-Bild (unten rechts) aus Kohärenz (Rot), Amplitudenbild 2 – 07.12.2007 (Grün) und Amplitudenbild 1 – 18.12.2007 (Blau). Permanente Wasserflächen erscheinen schwarz, Überflutungsflächen weisen blaue Farbtöne auf, bebaute Gebiete erscheinen in rötlichen Farben.....	64
Abbildung 28: Ausschnitte zweier TerraSAR-X-Szenen, StripMap Modus, horizontale Polarisation (HH), Reisanbaugebiet in der Poebene bei Vercelli, Italien, 11.06.2008. Wenige Reisfelder stehen unter Wasser (oben links), 31.05.2008, deutlich mehr unter Wasser stehende Reisfelder (oben rechts). Kohärenz beider Szenen (unten links) sowie RGB-Bild (unten rechts) aus Kohärenz (Rot), Amplitudenbild 2 – 31.05.2008 (Grün) und Amplitudenbild 1 – 11.06.2008 (Blau); permanente Wasserflächen (Seen Flüsse) erscheinen dunkel bis schwarz; Reisfelder, die nur zum ersten Aufnahmezeitpunkt offenes Wasser aufwiesen erscheinen blau, urbane Gebiete sind in rötlichen Farben dargestellt.....	65
Abbildung 29: Ausschnitte zweier TerraSAR-X-Szenen, StripMap Modus, vertikale Polarisation (VV), Atlantikküste bei Kapstadt, Südafrika, 06.08.2008, durch Wind aufgeraute Meeresflächen (oben links), 17.08.2008, nahezu glatte Meeresflächen (oben rechts), Kohärenz beider Szenen (unten links) sowie RGB-Bild (unten rechts) aus Kohärenz (Rot), Amplitudenbild 2 – 17.08.2008 (Grün) und Amplitudenbild 1 – 06.08.2008 (Blau); die Meeresfläche erscheint in blauen Farbtönen, Siedlungsgebiete sowie Bereiche mit spärlicher Vegetation sind in rötlichen Farben abgebildet.....	66
Abbildung 30: Ausschnitt einer TanDEM-X-Szene aus der sogenannten monostatischen Commissioning Phase, StripMap Modus, Insel Ibiza, Spanien, 27.07.2010. Amplitudenbild (links), zugehöriges Kohärenzbild (rechts); schwarze Flächen im Amplitudenbild kennzeichnen Wasserflächen, dunkle Flächen im Kohärenzbild sind Wasser- sowie teilweise Vegetationsflächen.	68
Abbildung 31: Ausschnitt einer TanDEM-X-Szene aus der sogenannten monostatischen Commissioning Phase, StripMap Modus, Malta, 29.07.2010. Amplitudenbild (links), zugehöriges Kohärenzbild (rechts); schwarze Flächen im Amplitudenbild kennzeichnen Wasserflächen, die dunklen Flächen im Kohärenzbild sind überwiegend Wasserflächen.	68
Abbildung 32: Ablaufschema der Wasserdetektion mit dem Texturverfahren unter Nutzung eines Digitalen Geländemodells (nach Hahmann et al. 2010).....	73
Abbildung 33: Aufnahme von DGPS-Referenzpunkten an der Uferlinie des Forggensees am 17.07.2008 (links) sowie am 31.03.2009 (rechts).....	74
Abbildung 34: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene des Forggensees (Deutschland) (links), SpotLight-Modus (1,75 m geometrische Auflösung), horizontale Polarisation (HH), 17.07.2008; Farbkomposit dreier Texturparameter des Amplitudenbildes (Mitte); abgeleitete Wassermaske mit Lage der DGPS-Messpunkte (rechts).	75
Abbildung 35: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene des Forggensees (Deutschland) (links), SpotLight-Modus (1,75 m geometrische Auflösung), horizontale Polarisation (HH), 31.03.2009; Farbkomposit dreier Texturparameter des Amplitudenbildes (Mitte); abgeleitete Wassermaske mit Lage der DGPS-Messpunkte (rechts).	76

Abbildung 36: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene eines Hochwasserereignisses des Black Rivers im Bereich der Stadt Pocahontas (Arkansas, USA), SpotLight-Modus (1,75 m geometrische Auflösung), horizontale Polarisation (HH), 27.03.2008 (links); abgeleitete Wassermaske in blau sowie Maske der überschwemmten Waldbereiche in grün (rechts).....	78
Abbildung 37: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene im SpotLight-Modus des Forggensees (17.07.2008, Deutschland) (a), Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene im StripMap-Modus des Ammersees (30.11.2007, Deutschland) (b), die roten und grünen Polygone zeigen die Initialisierung für beide verwendeten Aktiven-Kontur-Modelle (a, b); Finales Segmentierungsergebnis mit der parametrischen Aktiven Kontur (nach Hamarneh) (c, d); Finales Segmentierungsergebnis mit der geometrischen Aktiven Kontur (nach Wasilewski) (e, f).	86
Abbildung 38: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene einer Hochwassersituation in der Caprivi-Region (Namibia), SpotLight-Modus, horizontale Polarisation (HH), 06.04.2009; links: Initialisierung, rechts: Segmentierungsergebnis mit dem parametrischen Aktiven-Kontur-Verfahren (unter Nutzung der Active Contour Model Software von Ghassan Hamarneh).....	88
Abbildung 39: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene einer Hochwassersituation in der Caprivi-Region (Namibia), SpotLight-Modus, horizontale Polarisation (HH), 06.04.2009; links: Initialisierung, rechts: Segmentierungsergebnis mit dem geometrischen Aktiven-Kontur-Verfahren (unter Nutzung der Energy Minimization Segmentation Software von Michael Wasilewski)	89
Abbildung 40: Auswahl existierender Zusatzdaten in Form von Vektorwassermasken für das Gebiet des Forggensees (Deutschland)	90
Abbildung 41: Streumechanismen über Wasser und Land unter verschiedenen Bedingungen (Martinis 2010).....	95
Abbildung 42: Relative Radarrückstreuung von unterfluteten Vegetationsbereichen in Abhängigkeit der Wellenlänge des SAR Signals und dem Vegetationstyp (verändert nach Ormsby et al. 1985).	96
Abbildung 43: a) Nicht-kausale und b) kausale Markov Bildmodellierung auf einem regulären planaren Graphen, sowie c) kausale Bildmodellierung auf einem regulären hierarchischen Graphen mit drei Skalenniveaus.	104
Abbildung 44: Schematischer Überblick zur unüberwachten multi-kontextuellen Markov Bildmodellierung auf a) monotemporalen sowie multitemporalen SAR Daten über Veränderungsanalyse mittels b) Postklassifikations-Vergleich und c) Prozessierung von Normalisierten Differenzdaten.	106
Abbildung 45: Bildkachelung einer TerraSAR-X ScanSAR Szene von Caprivi/Namibia (18.03.2010) mit automatisch selektierten Subszenen Y_n der Größe z^2 zur Ableitung der Schwellwerte τ_1 zwischen den Klassen „Wasser“ und „Land“ (rote Subsets) sowie τ_2 „Land“ und „Unterflutete Vegetation“ (blaue Subsets).	108
Abbildung 46: Zweidimensionaler Merkmalsraum der Subszenen, aufgespannt durch die Merkmale Variationskoeffizient und Ratio zwischen dem Mittelwert der Subszenen und dem globalen Mittelwert von Y , sowie initiale und iterativ erweiterte Intervalle zur Selektion der Bildkacheln für die automatische Schwellwertableitung zwischen den Klassen „Wasser“ und „Land“ sowie „Land“ und „Unterflutete Vegetation“	108
Abbildung 47: Lokale bi-modale Histogramme zweier selektierter Subszenen im Vergleich zum globalen Histogramm der kompletten SAR-Szene.	111

Abbildung 48: a) Unabhängigkeitsgraph mit drei Skalenniveaus entsprechend einer irregulären Graphenstruktur. Die in den Segmenten jeweils links angeordneten Kreise repräsentieren die Zuweisungen der Knoten s zu den Klassen „Wasser“, „Land“ und „Unterflutete Vegetation“, die rechts angeordneten Kreise die Beobachtungen an jedem Knoten; b) Irregulärer planarer Graph von Y_{t_1} and Y_{t_2} mit räumlichen V_{sp} und temporalen V_{tp} Nachbarschaftssystem zum Zeitpunkt t_1 eines zentralen Knoten s und dessen räumlicher und temporaler Nachbarn q zum Zeitpunkt t_2 .	112
Abbildung 49: Zusammenhang zwischen mittlerer relativer Objektanzahl und dem „Scale Parameter“ für Daten unterschiedlichen Inhalts und Sensortyps. Zur Abschätzung des „Scale Parameters“ wird das Modell herangezogen, das am besten eine Vorsegmentierung automatisch ausgewählten Subszenen approximiert.	114
Abbildung 50: Schematischer Überblick zur unüberwachten multi-kontextuellen Markov Bildmodellierung auf multi-temporalen SAR-Daten über Veränderungsanalyse mittels Postklassifikations-Vergleich.	124
Abbildung 51: TerraSAR-X ScanSAR Daten von Caprivi/Namibia (Zentrumsordinate: 17°56'44"S, 24°22'34"E) am a) 11.04.2009 (T_1) und b) 20.04.2010 (T_2); Subszenen der Daten Y_{t_1} und Y_{t_2} (c, d); aus RapidEye Daten abgeleitete Validierungsmasken (e, f); Klassifizierungsergebnisse des IR-HMPM-ICM-w Algorithmus (g, h) sowie Fehlermasken (i, j).	125
Abbildung 52: Hochwasserwahrscheinlichkeitskarten mit fünf Wahrscheinlichkeitsklassen, abgeleitet aus dem Klassifizierungsergebnis der Subszenen von a) Y_{t_1} und b) Y_{t_2} .	130
Abbildung 53: Fuzzy-Sets zur Generierung von Hochwasserwahrscheinlichkeitskarten unter Verwendung von MPM Entropien und räumlich-temporalen Information.	131
Abbildung 54: Unterschiede zwischen linkem und rechtem Wasserprofil: Über-/Unterschätzung oder Verschiebung der realen Wasseroberfläche (Höhenangaben in Meter)	133
Abbildung 55: Ableitung des Wasser-Querprofils aus den Uferschnittpunkten von Land-Wasser-Grenze und digitalem Geländemodell	133
Abbildung 56: Systematischer Fehler: Berechnung des Verschiebungsvektors und geometrische Korrektur bzw. Verschiebung	135
Abbildung 57: Thematischer Fehler: Hochwasserfläche unterschätzt (Klassifikationsfehler)	135
Abbildung 58: Ufer-Höhenprofil zur Korrektur von thematischen Fehlern: „Glättung“ über Moving-Window Verfahren oder Funktion zwischen Distanz und Uferhöhe (lineare oder polynomiale Annäherung)	136
Abbildung 59: Zeitliche Dynamik eines Hochwassers in Mexiko/Tabasco, visualisiert anhand eines TerraSAR-X RGB Komposits (R: Amplitudenbild 08.11.2007, G: Amplitudenbild 02.12.2007, B: Differenzdatensatz der beiden Amplitudendaten)..	137
Abbildung 60: a) TerraSAR-X Daten des Flusses Sernern am 25.07.2007 und b) 22.07.2008; c) NCI Daten; d) Klassifizierungsergebnis erzielt durch Markov Bildmodellierung (Martinis et al. 2011).	138
Abbildung 61: Aus optischen Luftbilddaten abgeleitete Validierungsmaske. Die Luftbilddaten wurden während der Überflutungen mit einer Rolle Modular AIC aufgezeichnet (räumliche Auflösung 0.2 m). Graue Bereiche: Referenzflächen für Klasse C- und U; blaue Bereiche: Referenzflächen für Klasse C+.	139
Abbildung 62: TerraSAR-X ScanSAR Daten von Caprivi/Namibia am a) 11.04.2009 (T_1) und b) 20.04.2010 (T_2); HMPM Resultate (c, d); Klassifizierungsergebnisse durch Integration hierarchischer, räumlicher und temporalen Information über Markov	

Bildmodellierung (e, f); Veränderungsmaske durch Postklassifikations-Vergleich (g).	140
Abbildung 63: Kartierung einer Überschwemmung in Tabasco/Mexiko im November 2007.	143
Abbildung 64: Kartierung einer Überschwemmung in Brasilien im Jahre 2009.	144
Abbildung 65: Integration der Lagekarten einer Kartierung in Brasilien im Jahr 2009 als KMZ-Datei in Google Earth.	145
Abbildung 66: Integration der Lagekarten einer Kartierung in Deutschland im Jahr 2011 als KMZ-Datei in Google Earth.	146
Abbildung 67: Kartierung der Überschwemmungsdynamik in Namibia im Jahr 2009.	147
Abbildung 68: Kartierung der Überschwemmungsdynamik auf Haiti im Jahr 2008.	148
Abbildung 69: Kartierung der Überschwemmungsdynamik in England 2007 sowie Darstellung der Kartierung in fünf Wahrscheinlichkeitsklassen.	149

TABELLENVERZEICHNIS

Tabelle 1: Übersicht über Eigenschaften von älteren C-Band und neueren X-Band Radarsatelliten.....	18
Tabelle 2: Prozentuale Verteilung von Szenen mit glatten bzw. rauen Meereswasserflächen in Abhängigkeit des Radareinfallswinkels	51
Tabelle 3: Prozentuale Verteilung von Szenen mit glatten bzw. rauen Binnenwasserflächen in Abhängigkeit des Radareinfallswinkels	52
Tabelle 4: Prozentuale Verteilung von Szenen mit Niederschlagseffekten in Abhängigkeit der geographischen Breite einer Szene (a) bzw. des Radareinfallswinkels (b).....	53
Tabelle 5: Genauigkeitsvergleich der DGPS-Messwerte aus der Feldkampagne mit den Ergebnissen der texturbasierten Wassermaskenableitung für das Untersuchungsgebiet Forggensee.....	77
Tabelle 6: Vergleich von wichtigen Eigenschaften, Vor- und Nachteilen von Parametrischen und Geometrischen Aktiven Konturen (nach Burkert 2009)	80
Tabelle 7: Gesamtgenauigkeit unterschiedlicher Algorithmen in Abhängigkeit der Graphenstruktur. Der Index „w“ markiert Methoden, die die variierenden Nachbarschaftssysteme irregulärer Graphen berücksichtigen.	127
Tabelle 8: Klassifizierungsmatrix des HMPM-ICM-w Algorithmus auf einem irregulärem Graphen zu Zeitpunkt t_1 und t_2 (PA = Producer Accuracy, UA = User Accuracy)...	128

ABKÜRZUNGEN UND DEFINITIONEN

AA	Auswärtiges Amt
ACM	Active Contour Model
ANN	Artificial Neural Network
AP	Arbeitspaket
BBK	Bundesamt für Bevölkerungsschutz und Katastrophenhilfe
BKG	Bundesamt für Kartographie und Geodäsie
BMBF	Bundesministerium für Bildung und Forschung
CNES	Centre National d'Études Spatiales
CNSA	China National Space Administration
CONAE	Comisión Nacional de Actividades Espaciales
CSA	Canadian Space Agency
DFD	Deutsches Fernerkundungsdatenzentrum
DGM	Digitales Geländemodell
DGPS	Differential Global Positioning System
DHM	Digitales Höhenmodell
DIN	Deutsches Institut für Normung
DLM	Digitales Landschaftsmodell
DLR	Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt
DMC	Disaster Monitoring Constellation
DRK	Deutsches Rotes Kreuz
DTED	Digital Terrain Elevation Data
EADS	European Aeronautic Defence and Space Company
EEC	Enhanced Ellipsoid Corrected
EM	Expectation-Maximization
EOC	Earth Observation Center
ERS	Emergency Response Service
ESA	European Space Agency
FNEA	Fractal Net Evolution Approach
FP	Flood Probability
FTP	File Transfer Protocol
GEC	Geocoded Ellipsoid Corrected
GFZ	Geoforschungszentrum Potsdam
GIM	Geocoded Incidence Angle Mask
GIS	Geographisches Informationssystem

GLCM	Grey-Level Co-Occurrence Matrix
GMES	Global Monitoring for Environment and Security
GMLZ	Gemeinsame Melde- und Lagezentrum
GSC-DA	GMES Space Component – Data Access
GSHHS	Global Self-consistent Hierarchical High-resolution Shoreline Database
GVF	Gradient Vector Flow
HMAP	Hierarchical Maximum A Posteriori
HMC	Hidden Markov Chain
HMPM	Hierarchical Marginal Posterior Mode
ICM	Iterated Conditional Modes
INPE	National Institute for Space Research
InSAR	Interferometric Synthetic Aperture Radar
ISRO	Indian Space Research Organisation
JAXA	Japan Aerospace Exploration Agency
JGW	JPEG World File
JPEG	Joint Photographic Experts Group
JPM	Joint Probability Matrix
KARI	Korea Aerospace Research Institute
KML	Keyhole Markup Language
LIDAR	Light Detection And Ranging
LULC	Land Use and Land Cover
MGD	Multi Look Ground Range Detected
ML	Maximum Likelihood
MRF	Markov Random Field
NCI	Normalized Change Index
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
NRT	Near Real Time
OA	Overall Accuracy
OSM	OpenStreetMap
OSOCC	UN On Site Operations Coordination
PDF	Portable Document Format
PPP	Public Private Partnership
RE	Radiometrically Enhanced
RIMAX	Risikomanagement extremer Hochwasserereignisse
RMS	Root Mean Square
ROSA	Rumänische Raumfahrtbehörde

SAR	Synthetic Aperture Radar
SatDSiG	Satellitendatensicherheitsgesetz
SE	Spatially Enhanced
SETES	SAR End-to-End Simulator
SOM	Self-Organizing Maps
SRTM	Shuttle Radar Topography Mission
SSC	Single Look Slant Range Complex
SWBD	SRTM Water Body Data Set
THW	Technisches Hilfswerk
TIFF	Tagged Image File Format
TIN	Trianguliertes Irreguläres Netzwerk
TK	Topographische Karte
TMSP	TerraSAR-X Multi Mode SAR Prozessor
TPM	Transition Probability Matrix
UN	United Nations
UNOOSA	United Nations Office for Outer Space Affairs
UPS	Universale Polare Stereografische Projektion
USGS	United States Geological Survey
UTC	Universal Time Coordinated
UTM	Universale Transversale Mercatorprojektion
WGS84	World Geodetic System 1984
ZKI	Zentrum für satellitengestützte Kriseninformation

1 KURZDARSTELLUNG

1.1 *Aufgabenstellung - Übergeordnete Projektziele*

Die weltweite Zunahme von Hochwassersituationen bedingt einen steigenden Bedarf von Hilfsorganisationen und politischen Entscheidungsträgern an präziser, zeitnaher und flächendeckender Lageinformation, um ein effizientes Krisenmanagement gewährleisten zu können. Derartige Lageinformationen können mittlerweile zum großen Teil durch die Analyse und Auswertung von satellitengestützten Fernerkundungsdaten bereitgestellt werden. Auf diese Weise ist es möglich, wertvolle Informationen für den Bereich der Hochwasser-Vorsorge, zur Hochwasser-Frühwarnung, sowie auch zur Schadensabschätzung nach Überflutungen bzw. zur schnellen Übersicht von akuten Hochwasserereignissen zu liefern.

Ziel von SAR-HQ war es in diesem Zusammenhang, dedizierte Methoden zur Hochwasserdetektion und Schadensabschätzung zu entwickeln und hierbei die Anwendbarkeit von hochauflösenden X-Band Radardaten zu untersuchen und zu verbessern. Da Überflutungsereignisse in der Regel von starker Wolkenbedeckung begleitet werden, sind wetterunabhängige SAR (Synthetic Aperture Radar)-Fernerkundungsplattformen besonders geeignet um schnell, zuverlässig/wiederholbar und kostengünstig Informationen von Überschwemmungsgebieten zu erlangen. Obwohl bestehende C-Band gestützte Radarplattformen (ERS-2, ENVISAT ASAR, RADARSAT) ihre Nützlichkeit für die Kartierung großflächiger Hochwasserereignisse bereits bewiesen haben, weisen sie für die Extraktion von Hochwassermasken in komplexen bzw. kleinräumigen Szenarien, insbesondere urbanen Gebieten, deutliche Einschränkungen auf. Erst die neuen europäischen X-Band Radarsatelliten TerraSAR-X und Cosmo-SkyMed ermöglichen es, wetterunabhängig, räumlich flächendeckend und zeitlich wiederholbar Überschwemmungsflächen und Schäden in sehr hoher räumlicher Auflösung zu erfassen. Da eine effiziente Hochwasserkartierung Datenaufnahmen erfordert, die möglichst nahe am Zeitpunkt des maximalen Pegelstandes liegen, kann gerade die synergetische Nutzung mehrerer Satellitenplattformen die zeitliche Auflösung und Reaktionsfähigkeit entscheidend verbessern. Um den Erfordernissen und Möglichkeiten der neuen Radarsatelliten gerecht zu werden, wurden im Rahmen des Projektes angepasste Prozessierungs- und Analysetechniken für diese neue Gattung von Radarsatellitendaten entwickelt. Das Projekt wurde auf eine Einbindung der erstellten Methoden in operationelle Arbeitsabläufe der Datenprozessierung und Datenauswertung ausgerichtet, mit dem Ziel, eine schnelle und zuverlässige Bereitstellung von hochgenauen Kriseninformationen zu gewährleisten. Durch die Kombination von aus Radardaten abgeleiteten Hochwassermasken mit zusätzlichen Datenquellen wie topographischen Karten oder digitalen Geländemodellen wurden Informationsprodukte

generiert, die für Krisenmanagement, Risikoabschätzung und Wiederaufbau von zentraler Bedeutung sein können.



Abbildung 1: Beispiel einer innerhalb von SAR-HQ durchgeführten Hochwasserkartierung; Tewkesbury, England; Sensor: TerraSAR-X; Aufnahmedatum: 25/07/2007; Dunkelblau: Normalwasserstand; Hellblau: Überflutungsfläche

Das Projekt SAR-HQ war eingebettet in das interdisziplinär ausgerichtete RIMAX („Risikomanagement extremer Hochwasserereignisse“) Programm, welches vom Bundesministerium für Bildung und Forschung gefördert wird. Ziel von RIMAX ist es, durch Integration unterschiedlicher Fachdisziplinen und verschiedener Akteure verbesserte Instrumente des Hochwasserrisikomanagements zu entwickeln und zu implementieren. Im Rahmen dieses Forschungsvorhabens wurden durch SAR-HQ Informationsprodukte entwickelt, welche in Zusammenarbeit mit RIMAX-Projektpartnern vor allem zur Hochwasseranalyse, Schadens- und Risikoabschätzung eingesetzt werden können.

1.2 Voraussetzungen zur Vorhabensdurchführung

Das Projekt SAR-HQ konnte während seiner Durchführung vor allem von bestehenden Strukturen und Kapazitäten im Bereich der Notfallkartierung profitieren. Für diese Aufgaben hat das Deutsche Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR) das Zentrum für satellitengestützte Kriseninformation (ZKI) als Service innerhalb des EOC (Earth Observation Center) eingerichtet. Seine Aufgabe ist die schnelle Beschaffung bzw. Akquisition, Aufbereitung und Analyse von Satellitendaten bei Natur- und Umweltkatastrophen, im Rahmen von humanitären Hilfsaktivitäten und im Bereich der zivilen Sicherheit, sowie die Bereitstellung daraus abgeleiteter Krisenlageinformation in aufbereiteten Informations- bzw. Kartenprodukten. Während der SAR-HQ Projektlaufzeit wurden die serviceorientierten Aktivitäten des ZKI stark ausgeweitet. Dies war gekoppelt an den Auf- und Ausbau einer gemeinsamen Initiative für globale Umwelt- und Sicherheitsbeobachtung (GMES) der Europäischen Kommission und der europäischen Raumfahrtagentur ESA, welche ab 2012 bestimmte GMES-Kerndienste (Land, Ozean und Notfallkartierung) in den operationellen Betrieb überführen wird. In die laufenden GMES-Aktivitäten war bzw. ist das DLR über eine Reihe von Projekten eingebunden (z.B. G-MOSAIC, SAFER, BOSS4GMES). Durch diese Projekte konnte gewährleistet werden, dass Erfahrungen aus europäischen bzw. internationalen Projekten in SAR-HQ einfließen und Anforderungen von nationalen und internationalen Bedarfsträgern von Kriseninformationen Berücksichtigung fanden.

Bei Betrachtung aller innerhalb des ZKI bearbeitenden Krisenarten lässt sich feststellen, dass Hochwasserereignisse den größten Anteil aller sog. „Aktivierungen“ ausmachen. Aus diesem Grund bestand von Seiten des ZKI ein starkes Interesse an verbesserten Methoden zur Hochwasserdetektion, so wie sie durch SAR-HQ entwickelt wurden. Gleichsam profitierte SAR-HQ von klaren Anforderungen, die sich aus dem operationellen Betrieb des ZKI ergaben und der Möglichkeit, entwickelte Methoden bereits in einem frühen Entwicklungsstadium durch das ZKI auf seine operationelle Tauglichkeit und Übertragbarkeit testen zu können.

Ein schneller und direkter Zugang zu Satellitendaten ist unerlässlich, um bei akuten Hochwasserereignissen zeitnah Satellitendaten akquirieren zu können. Vor allem durch den direkten Zugriff auf den Radarsatelliten TerraSAR-X, welcher durch das DLR und der Infoterra GmbH im Rahmen einer Public Private Partnership (PPP) betrieben wird, war es möglich, bei Hochwassersituationen zeitnah umfangreiche Referenzdatensätze aufnehmen zu können und diese für die Methodenentwicklung zu nutzen.

1.3 Planung und Ablauf des Vorhabens

Ein Hauptziel des Forschungsvorhabens war es, dedizierte Methoden und Werkzeuge zu entwickeln, mit denen bei Hochwassersituationen hochpräzise Radarsatellitendaten akquiriert, zeitnah ausgewertet und die gewonnenen Informationen für das Hochwasserrisikomanagement sowie die Schadensabschätzung verfügbar gemacht werden können. Die für das Forschungsvorhaben definierten Arbeitspakete gliedern sich in ein Arbeitspaket zur Projektkoordination und -steuerung (Arbeitspaket 100), sowie vier Arbeitspaketen, in denen methodisch-technische Forschungsarbeiten im Vordergrund standen (Arbeitspakete 200 bis 500).

Bei der Notfallkartierung von Hochwassersituationen kommt es darauf an, den zeitlichen Ablauf von der Programmierung der Satellitendaten, deren Empfang und Vorprozessierung, bis hin zur Hochwasserklassifikation und Kartenerstellung, möglichst effizient zu gestalten, damit Bedarfsträgern zeitnah Kriseninformationen über die Ausdehnung eines Hochwassergebietes zur Verfügung gestellt werden können. In Arbeitspaket 200 wurde deshalb analysiert, welche zeitlichen Anforderungen bei der Akquisition von TerraSAR-X Daten bestehen (AP 210) und welche Zeiträume von Aufnahmeplanung bis Datenempfang unter realen Umständen erreichbar sind (AP 220). Des Weiteren wurden Referenzdatensätze für verschiedene Testgebiete beschafft bzw. aufgenommen (TerraSAR-X Daten und DGPS-Messungen), die für die Methodenentwicklung und -validierung in den Arbeitspaketen 400 und 500 wichtig waren.

Neben der schnellen Datenbeschaffung ist es auch entscheidend, dass empfangene Satellitendaten möglichst zeitnah bzw. automatisch vorprozessiert werden. Die Vorprozessierung umfasst hierbei vor allem geometrische und radiometrische Korrekturmethode. Im Hinblick auf eine zeitnahe Auswertung ist hierbei ein Kompromiss zwischen der Vorprozessierungsgenauigkeit (z.B. Lagegenauigkeit) und den zeitlichen Anforderungen unterschiedlicher Vorprozessierungsqualitäten zu finden. Die bestehenden Verfahren wurden in AP 310 bis 320 untersucht und in AP 330 im Hinblick auf ihre Genauigkeit bzw. ihre zeitlichen Anforderungen unter realen Bedingungen analysiert.

Der Kern der methodischen Forschungsarbeiten lag im Themenfeld der Wasserdetektion. In diesem Arbeitspaket (AP 400) wurden Methoden entwickelt, um aus hochauflösenden Radarsatellitendaten zuverlässig und zeitnah Wasserflächen zu erfassen. Eine Unterscheidung zwischen Überflutungen und Normalwasserständen ist erst durch einen temporalen Vergleich von Satellitenaufnahmen vor/nach und während einem Hochwasser möglich.

In Arbeitspaket 410 wurden in diesem Zusammenhang verschiedene Wasser-Erscheinungsformen bei Normalpegel in TerraSAR-X Daten untersucht. Hierbei standen Analysen zum Radar-Rückstreuverhalten in Abhängigkeit von Umweltparametern (z.B. Wind und Wellen) und

Systemparametern (Aufnahmemodus, Aufnahmewinkel, Polarisierung) im Vordergrund. Die entwickelten Methoden sind weitestgehend robust und übertragbar und erlauben es somit, aus hochauflösenden X-Band Radardaten Referenzwassermasken für unterschiedlichste geographische Regionen abzuleiten. Aufgrund der enormen Datenmengen, die für die Erstellung umfangreicher Referenzwassermasken erforderlich sind, wurden in Arbeitspaket 410 zur Steigerung der Prozessierungseffizienz vorwiegend pixelbasierte Verfahren untersucht.

In Arbeitspaket 420 wurden hingegen dediziert Methoden untersucht, die zeitnah bei Hochwassersituationen angewendet werden können. Schwerpunkte waren hierbei unter anderem die Hochwassererkennung in vegetationsbestandenen Gebieten, sowie die Erreichung einer maximalen Prozessierungseffizienz und Klassifikationsgenauigkeit für unterschiedlichste Hochwasserformen und Aufnahmeparameter. Um die Genauigkeit der Hochwassermasken zu optimieren, stand die Analyse von segmentbasierten Klassifizierungsverfahren in diesem Arbeitspaket im Vordergrund.

Eine Validierung der in AP 410 und 420 entwickelten Methoden erfolgte in Arbeitspaket 430. Des Weiteren wurde in diesem Arbeitspaket ein Verfahren entwickelt, um aus Wassermasken, die das Ausmaß der Überschwemmung zeigen, zusätzlich eine Hochwasserwahrscheinlichkeitsmaske zu berechnen. Diese beschreibt den Grad der Klassifikationsgenauigkeit jedes einzelnen Bildelements und kann somit als nützliches Werkzeug für das Krisenmanagement, aber auch für die Evaluierung von hydrodynamischen Modellen eingesetzt werden.

Basierend auf AP 410 wurden in AP 510 Methoden untersucht, um zusätzliche Hochwasserparameter wie Hochwasserdynamik und Überflutungstiefe unter Einbeziehung von Zusatzdaten wie SAR-Zeitreihen und Digitaler Geländemodelle (DGM) abzuleiten.

Hochwasserkartierungen können eine wichtige planerische Grundlage für die Lagebeurteilung, das Krisen- und Katastrophenmanagement sowie den Wiederaufbau darstellen. Vor diesem Hintergrund wurden in Arbeitspaket 530 Visualisierungsmethoden entwickelt und verbessert, die es erlauben, komplexe Kartierungs- und Analyseergebnisse anschaulich, für den Laien verständlich sowie intuitiv lesbar auf Karten und Schaubildern darzustellen.

Nach der Feinkonzeptionierung der einzelnen Themenbereiche wurde folgende thematische Umstrukturierung der Arbeitspakete 410-430 und 520 vorgenommen, die dem Projektträger in Sachbericht II/2009 mitgeteilt wurde: Die ursprüngliche, durch die verwendete Methodik (pixelbasiert oder segmentbasiert) definierte Aufteilung von AP 410 und AP 420 wurde durch eine auf thematischen Kriterien basierende Unterteilung ersetzt, welche besser den Projektzielen als auch den Inhalten der beiden Dissertationsvorhaben entsprach. Ferner wurde AP 520 in AP 430 integriert, da in diesen Arbeitspaketen stark verwandte Methoden eingesetzt wurden und das Arbeitspaket thematisch eng mit AP 410 und AP 420 in Beziehung stand.

1.4 *Wissenschaftlich-technischer Stand vor dem Projekt*

Das Deutsche Fernerkundungsdatenzentrum des DLR führt seit Jahren Forschungs- und Anwendungsprojekte im Bereich Katastrophenvorsorge und Krisenmanagement bei Hochwasserereignissen durch. Durch die Einrichtung des Zentrums für Satellitengestützte Kriseninformation (ZKI) wurden die Arbeiten zu einem 24/7 Notfallkartierungsdienst und Analysebetrieb erweitert.

Vor Projektbeginn standen Kartierungen von großflächigen Flutereignissen im Vordergrund. Besonders hervorzuheben sind hier die umfangreichen Kartierungsarbeiten zur zeitnahen Analyse des Hochwasserereignisses an der Elbe im Sommer 2002. Im Nachgang dieser Katastrophe beteiligte sich das DLR mit der umfassenden Analyse von flugzeug- und satellitengestützten Fernerkundungsdaten im BMBF-Projekt „Schadstoffuntersuchungen nach dem Hochwasser vom August 2002 – Ermittlung der Gefährdungspotentiale an Elbe und Mulde“. Des Weiteren sind folgende Projekte und Aktivitäten des DLR im Bereich der Verwendung von Erdbeobachtungsdaten für Hochwasseranalyse und -management zu nennen:

- In den Jahren 2001/2002 führte das DLR im Auftrag des Auswärtigen Amts eine Projektstudie zur Erstellung von Informationsprodukten und Informationssystemen zu großflächigen Hochwasserereignissen in Mozambique durch.
- Das DLR führte als Partner der „International Charter Space and Major Disasters“ wiederholt operative, auf SAR-Daten basierende Notfallkartierungen von Hochwassersituationen durch. Das DLR erstellte bei verschiedenen solcher „Charter“-Einsätze (Elbe, Rhone, Äthiopien, Rumänien) Hochwasserkartierungen aus Radarsatellitendaten zur Unterstützung der Einsatzkräfte vor Ort bzw. zur Schadens Erfassung.
- Im Rahmen von verschiedenen Service Elementen der Europäischen Weltraumbehörde (ESA) im Kontext der europäischen GMES Initiative koordinierte das DLR-DFD die wissenschaftliche Methodenentwicklung im Bereich „Satelliteninformation für Humanitäre Hilfe“. Das DLR/DFD fungierte als Prozessierungs- und Servicezentrum, u.a. für SAR-basierte Hochwasserinformationsprodukte, in den Serviceelementen RESPOND und RISK-EOS.
- Aufbereitung und Auswertung von Satellitenbildern und Flugzeugscanner-Daten im Ad-hoc Verbundprojekt „Schadstoffbelastung nach dem Elbehochwasser 2002“ - Kartierung der Hochwasserflächen auch nach dem Ablauf der Hochwassers (Höchststandslinien) und Differenzierung von Durchfeuchtungsgraden.

- Koordination und Durchführung des BMBF-Projekts „ODRA“: Fernerkundungsgestützte Simulation der Hochwasserausbreitung am Beispiel des Oderhochwassers im Jahr 1998.

Vor Projektbeginn waren hochauflösende X-Band Radarsatelliten wie TerraSAR-X und COSMO-SkyMed noch nicht verfügbar bzw. im Orbit, weshalb bestehende Verfahren zur Wasser- und Hochwasserdetektion v.a. auf niedriger aufgelöste Radarsatelliten ausgerichtet waren, die in anderen Wellenlängen (C-Band: Envisat-ASAR, Radarsat-1; L-Band: JERS) operieren.

Es existierten somit keine dedizierten Methoden, welche die Besonderheiten von X-Band Sensoren bezüglich ihrer räumlichen Auflösung und der Abbildung von Wasserflächen berücksichtigten. Eine Hochwasserkartierung wurde vor Projektbeginn häufig entweder rein visuell, oder mit Hilfe einfacher Schwellwertverfahren durchgeführt. Eine visuelle Klassifikation von Hochwasserflächen durch einen Bildinterpreten hat die Nachteile, dass sie zum einen sehr zeitaufwendig ist, zum anderen stark durch die jeweilige subjektive Wahrnehmung beeinflusst wird und somit nur eingeschränkt nachvollzogen werden kann. Bei pixelbasierten Klassifikationen mit einem einfachen Schwellwertverfahren kann es hingegen v.a. bei hochauflösenden Daten zu Fehlklassifikationen kommen, wenn keine manuelle Verbesserung bzw. Postprozessierungsverfahren eingesetzt werden, da viele Oberflächenarten ähnliche Rückstreuungseigenschaften besitzen können wie offene Wasserflächen. Der für eine Unterscheidung zwischen Land- und Wasserflächen erforderliche Schwellwert musste manuell durch einen Bildinterpret festgelegt werden. Dies erfordert eine umfangreiche Kenntnis der in einem Radarsatellitenbild auftretenden Rückstreuemechanismen. Die Bildverarbeitung von Radarsatellitendaten für Hochwasserereignisse war somit dadurch gekennzeichnet, dass sie recht zeitaufwendig ist, häufig auf subjektiven Annahmen beruht und bezüglich der Bedienbarkeit für Nicht-Experten und des Automatisierungsgrades nicht auf den operationellen Betrieb ausgerichtet ist.

Bezüglich des zwischen Aufnahmeplanung und Datenaufnahme nötigen Zeitraums waren bisherige Radarsatelliten nur sehr eingeschränkt für eine zeitnahe Hochwasserkartierung einsetzbar, da sie zeitliche Wiederholraten von bis zu 35 Tagen (Envisat-ASAR) aufwiesen. Der Zeitraum bis zu einer erfolgreichen Datenakquisition war somit v.a. für kürzer andauernde Hochwassersituationen häufig zu lang, um für Entscheidungsträger und die Katastrophenhilfe noch von Nutzen zu sein. Die langen Wiederholraten bedingen auch, dass Verfahren zur Verfolgung der Hochwasserdynamik aufgrund der langen Zeitspanne zwischen einzelnen Akquisitionen nur selten untersucht werden können.

Hinsichtlich der Ableitung von Überflutungstiefen gab es zwar DLR-interne Vorarbeiten innerhalb des Helmholtz-Projektes „DISFLOOD“, diese konnten aufgrund der Projektlaufzeit jedoch nur

niedrig aufgelöste C-Band Satellitendaten wie ERS-1/2, ENVISAT-ASAR und Radarsat-1 berücksichtigen.

Dies gilt ebenso für externe Forschungsarbeiten wie beispielsweise von Matgen et al. (2007) oder Schumann et al. (2007). Bei der Ableitung von Überflutungstiefen mit hochauflösenden X-Band SAR-Daten wie TerraSAR-X und COSMO-SkyMed gibt es auf der einen Seite potentielle Vorteile durch die detaillierte Abbildungsmöglichkeit von Hochwasserflächen, aber auch Probleme, da selbst kleinere Klassifikationsfehler im Hinblick auf den Vergleich mit hochauflösenden Geländemodellen eine starke Über- oder Unterschätzung von Überflutungstiefen bewirken können. In diesem Zusammenhang war es erforderlich, dedizierte Methoden zu entwickeln, um die Anforderungen einer räumlich hochaufgelösten Ableitung von Überflutungstiefen zu berücksichtigen.

1.5 Zusammenarbeit mit anderen Stellen

Das Forschungsvorhaben SAR-HQ war Teil des Verbundprojektes „RIMAX - Risikomanagement extremer Hochwasserereignisse“. Somit konnten verschiedene Anknüpfungspunkte für die Kooperation mit anderen Forschungsvorhaben innerhalb des RIMAX-Programms gefunden werden. Kooperationsmöglichkeiten bestanden v.a. im Bereich Hydraulik/Hydrologie (Projekt „Integration von historischen und hydrologisch / hydraulischen Analysen zur Verbesserung der regionalen Gefährdungsabschätzung und zur Erhöhung des Hochwasserbewusstseins“, BTU Cottbus), im Bereich Risikomanagement (Projekt „MEDIS - Erfassung von Hochwasserschäden“, GFZ Potsdam) und im Bereich der Managementsysteme (Projekt „HORIX - Entwicklung eines operationell einsetzbaren Expertensystems zum Hochwasserrisikomanagement unter Berücksichtigung der Vorhersageunsicherheit“, UniBW München). Aufgrund der Tatsache, dass sich die meisten anderen Projekte des Forschungsprogramms bei Projektstart von SAR-HQ bereits in der Abschlussphase befanden, war eine Zusammenarbeit jedoch häufig nur eingeschränkt möglich. Konkrete Abstimmungsgespräche zur Definition von Projektschnittstellen fanden mit dem Projekt HORIX (Uni BW München) und mit dem Projekt MEDIS (GFZ Potsdam) statt. Mit HORIX wurden für drei Testgebiete dieses Projektes historische Referenzdaten bereitgestellt und es wurde vereinbart, im Falle eines großflächigen Hochwassers für diese Gebiete frühzeitig TerraSAR-X Daten zu akquirieren und auszuwerten. Da es während der gemeinsamen Projektlaufzeit zu keiner größeren Hochwassersituation in den von HORIX bearbeiteten Testgebiete kam, konnte eine konkrete Anwendung der SAR-HQ Verfahren für das HORIX-Projekt jedoch nicht realisiert werden.

Für das RIMAX-Projekt „MEDIS“ wurden Testdaten für die Evaluierung eines Online-Tools zur Hochwasser-Schadensabschätzung („FLEMO“) bereitgestellt. Die Testdaten umfassen insbesondere historische Hochwassermasken für das Elbehochwasser, sowie daraus anhand von hochauflösenden Geländemodellen abgeleitete Überflutungstiefen. Des Weiteren wurde die Implementierung dieses Tools durch Tests des Web-Services, sowie die Erarbeitung von Genauigkeitsanforderungen an den hydraulischen Input, unterstützt. Von SAR-HQ wurde angeboten, bei möglichen Hochwasserereignissen während der gemeinsamen Projektlaufzeit zeitnahe Hochwasserkartierungen bereit zu stellen. Aufgrund der hohen zeitlichen Auflösung von TerraSAR-X wäre es bei einer entsprechenden Hochwassersituation während der gemeinsamen Projektlaufzeit auch möglich gewesen, Aussagen über die Überflutungsdauer bzw. -dynamik zu treffen, welche sowohl für Hochwassermodellierung als auch Schadensabschätzung interessant gewesen wären.

In Zusammenarbeit mit der Europäischen Weltraumbehörde (ESA) und der Rumänischen Raumfahrtbehörde (ROSA) wurde vom 26.-30.10.2009 ein gemeinsames SAR/Fernerkundungstraining an der Universität Bukarest ausgerichtet. SAR-HQ stellte in diesem Rahmen die innerhalb des Projekts entwickelten operationellen Methoden für die Überflutungskartierung vor. Durch die anschließende Anwendung der SAR-HQ Methoden durch die Trainingsteilnehmer konnte wertvolles Feedback v.a. bezüglich der Anwendbarkeit und Intuitivität der Nutzeroberfläche für Nicht-Experten gewonnen werden.

2 EINGEHENDE DARSTELLUNG

Im Folgenden werden die Zielsetzung, der Ablauf und die erreichten Ergebnisse der einzelnen Arbeitspakete des Forschungsvorhabens dargestellt.

2.1 *Wissenschaftlich-technische Organisation*

2.1.1 Steuerung des Projektfortschritts und Berichterstattung

Schwerpunkt dieses Arbeitspaketes waren die Steuerung des Projektfortschritts, die Koordination des Mitteleinsatzes, sowie die Berichterstattung (Zwischenberichte und Schlussbericht) an den Zuwendungsträger. Des Weiteren wurde die wissenschaftlich-technische Feinabstimmung sichergestellt, sowie die Arbeiten in den fachlichen Arbeitspaketen koordiniert.

Meilensteine:

- Zwischenbericht I/2007
- Zwischenbericht II/2007
- Zwischenbericht I/2008
- Zwischenbericht II/2008
- Zwischenbericht I/2009
- Zwischenbericht II/2009
- Schlussbericht

2.1.2 Publikationen und Außendarstellung

Zur verbesserten Kommunikation und Darstellung der Projektarbeiten wurden im Rahmen des Projektes mehrere wissenschaftliche Publikationen verfasst, die in referierten internationalen Fachzeitschriften erschienen sind. SAR-HQ nutzte des Weiteren mehrere nationale und internationale Konferenzen und Workshops zum Austausch mit anderen Forschungsvorhaben und zur Präsentation der Projektergebnisse:

- EUSAR 2008 (7th European Conference on Synthetic Aperture Radar, 02.-05.06.2008, Friedrichshafen, Deutschland)
- Fourth International Symposium on Flood Defence (ISFD4, 06.-08.05.2008, Toronto, Kanada)
- EGU General Assembly 2008 (19.-24.04.2008, Wien, Österreich)

- IGARSS 2008 (IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium, 06.-11.07.2008, Boston, USA)
- Projektvorstellung auf der Veranstaltung „Geoinformation im Katastrophenschutz und Krisenmanagement“, Branchentransferstelle Geoinformationswirtschaft (11.11.2008, GFZ Potsdam)
- International Workshop “The contribution of new generation earth observation data to crisis management”, 17.11.2008, Europäische Kommission/JRC, Ispra, Italien
- 3. TerraSAR-X Science Team Meeting (25.-26.11.2008, Oberpfaffenhofen, Deutschland)
- Joint Symposium of ICA Working Group on Cartography in Early Warning and Crises Management (CEWaCM) and JBGIS Geo-information for Disaster Management (Gi4DM) “Cartography and Geoinformatics for Early Warning and Emergency Management: Towards Better Solutions”, 19.-22.01.2009, Prag, Tschechische Republik
- Ausrichtung eines SAR/Fernerkundungstrainings an der Universität Bukarest, Rumänien, in Zusammenarbeit mit der Europäischen Weltraumbehörde (ESA) und der Raumfahrtbehörde Rumäniens (ROSA): „ROSA/ESA/DLR Radar Remote Sensing Course 2009“; 26.-30.10.2009
- EGU General Assembly 2010 (02.-07.05.2010, Wien, Österreich)



Zum RIMAX-internen Austausch und zur Vereinbarung konkreter Projektschnittstellen war SAR-HQ auf folgenden Konferenzen/Projekttreffen vertreten:

- Präsentation des Projektes auf dem RIMAX-Statusseminar am GeoForschungsZentrum Potsdam (14. - 16.03.2007)
- Projekttreffen mit dem RIMAX-Projekt „HORIX“ (Herr Prof. M. Disse, UniBW München)
- Präsentation auf dem Projekttreffens des RIMAX-Projektes „MEDIS“ (10./11.03.2008) zur Vereinbarung konkreter Kooperationsmöglichkeiten und Projektschnittstellen

Zur Darstellung des Forschungsvorhabens innerhalb des Forschungsprogramms „RIMAX“ wurden u.a. Beiträge für die RIMAX Broschüre „Ergebnisse aus der Hochwasserforschung“, sowie für den UNESCO Technical Guide verfasst.

Eine detaillierte Aufstellung der im Rahmen von SAR-HQ erfolgten Veröffentlichungen (Wissenschaftliche Fachzeitschriften, Buchkapitel und Konferenzbeiträge) ist aus Kapitel 2.7 ersichtlich.

Informationen über die Projekthalte und -ziele waren des Weiteren über die Projektinternetpräsenz (in Deutsch und Englisch) abrufbar (siehe Abbildung 2).

DLR Portal
Home | Impressum | Kontakt | RSS | Anmelden | English
Mittwoch, 02.02.2011

Suche
SAR-HQ

Über das ZKI

- Aufgaben
- Rapid Mapping
- Training
- Projekte
- Forschung und Entwicklung
- Partner und Kooperationen
- Lage und Anreise

ZKI Aktivierungen

- Interaktive Karte
- Vollständige Liste
- GeoRSS Feed
- Google Earth KML

Artikellarchiv

- Alle Artikel

ZKI Feuerservice

- About
- Interactive Map
- MODIS Overpasses
- Statistics

ZKI Zertifizierung


SAR-HQ - Methoden zur Erfassung und Analyse von großflächigen Hochwasserereignissen mittels hochauflösender Radardaten

Ziel von SAR-HQ ist es, dedizierte Methoden zur Hochwasserkartierung und Schadensabschätzung zu entwickeln und in diesem Zusammenhang die Anwendbarkeit von hochauflösenden X-Band Radardaten zu untersuchen und zu verbessern. Da Überflutungsereignisse in der Regel von starker Wolkenbedeckung begleitet werden, sind wetterunabhängige SAR-Fernerkundungsplattformen besonders geeignet um schnell, zuverlässig/wiederholbar und kostengünstig Informationen von Überschwemmungsgebieten zu erlangen.



Obwohl bestehende C-Band gestützte Radarplattformen (ERS-2, ENVISAT ASAR, RADARSAT) ihre Nützlichkeit für die Kartierung großflächiger Hochwasserereignisse bereits bewiesen haben, weisen sie für die Extraktion von Hochwassermasken in komplexen bzw. kleinräumigen Szenarien, insbesondere urbanen Gebieten, deutliche Einschränkungen auf. Erst die neuen europäischen X-Band Radarsatelliten TerraSAR-X und Cosmo-SkyMed werden es ermöglichen, wetterunabhängig, räumlich flächendeckend und zeitlich wiederholbar Überschwemmungsflächen und Schäden in sehr hoher räumlicher Auflösung zu erfassen. Da eine effiziente Hochwasserkartierung Datenakquisitionen erfordert, die möglichst nahe am Zeitpunkt des maximalen Pegelstandes liegen, kann gerade die synergetische Nutzung beider Sensoren in diesem Zusammenhang die zeitliche Auflösung entscheidend verbessern. Um der Erfordernisse und Möglichkeiten der neuen Radarsatelliten gerecht zu werden, werden im Rahmen des Projektes angepasste Prozessierungs- und Analysetechniken entwickelt. Das Projekt ist ausgerichtet auf eine Einbindung der erstellten Methoden in operationelle Arbeitsabläufe der Datenprozessierung und Datenauswertung um eine schnelle und zuverlässige Bereitstellung von hochgenauen Kriseninformationen sicherzustellen. Durch die Kombination von aus Radardaten abgeleiteten Hochwassermasken mit zusätzlichen Datenquellen wie topographischen Karten oder digitalen Geländemodellen werden Informationsprodukte generiert, die für Krisenmanagement, Risikoabschätzung und Wiederaufbau von zentraler Bedeutung sein können. Das Projekt SAR-HQ ist eingebettet in das interdisziplinär ausgerichtete RIMAX Programm, welches vom Bundesministerium für Bildung und Forschung gefördert wird. Ziel von RIMAX ist es, durch Integration unterschiedlicher Fachdisziplinen und verschiedener Akteure verbesserte Instrumente des Hochwasserrisikomanagements zu entwickeln und zu implementieren. Im Rahmen dieses Forschungsvorhabens wird SAR-HQ Informationsprodukte entwickeln, welche in Zusammenarbeit mit RIMAX-Projektpartnern v.a. zur Hochwasseranalyse, Schadens- und Risikoabschätzung eingesetzt werden können.

Überflutete Flächen um Tewkesbury, England, abgeleitet aus hochauflösenden TerraSAR-X Daten

Elbehochwasser 2006


Meissen während der Elbeflut im März/April 2006.
Foto: A. Fekete

Verwandte Links

- RIMAX Homepage
- Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF)
- Projekträger Jülich

Projektlaufzeit:
1. März 2007 bis 31. Juli 2010

Förderkennzeichen:
0330719

Kontakt:
[Dipl. Geogr. André Tweste](#)
Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR)
Deutsches Fernerkundungsdatenzentrum (DFD)
Tel.: +49 8153 28-3510
Fax: +49 8153 28-1445

[Dr. Stefan Voigt](#)
Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR)
Deutsches Fernerkundungsdatenzentrum (DFD)
Tel.: +49 8153 28-3678
Fax: +49 8153 28-1445

Copyright © 2010 Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V. (DLR). Alle Rechte vorbehalten.

Abbildung 2: Internetpräsenz des Projektes SAR-HQ

2.1.3 Abstimmung und Koordination mit Projektpartnern und Nutzern

Da das Forschungsvorhaben SAR-HQ Teil des Verbundprojektes „RIMAX - Risikomanagement extremer Hochwasserereignisse“ war, ergaben sich mehrere Anknüpfungspunkte für die Kooperation mit anderen Forschungsvorhaben innerhalb des RIMAX-Forschungsprogramms. Potentielle Schnittstellen wurden bereits vor Projektbeginn definiert und während der Projektlaufzeit durch gemeinsame Projekttreffen konkretisiert. Vor allem in den Bereichen Hydraulik/Hydrologie, Managementsysteme und Hochwasserrisikomanagement kann durch eine hochauflösende und flächenhafte Ableitung von Hochwasserinformationen (Ausdehnung, Hochwasserdynamik und Überflutungstiefe) ein entscheidender Mehrwert geschaffen werden, der vor Projektbeginn noch nicht gegeben war. Die durch SAR-HQ bereitgestellten Daten dienen in diesem Zusammenhang vor allem der Analyse vergangener Hochwasserereignisse, der Kalibrierung und Validierung von hydraulischen bzw. hydrologischen Modellen, sowie der methodischen Entwicklung von Hochwasserrisiko- und Schadensabschätzungen.

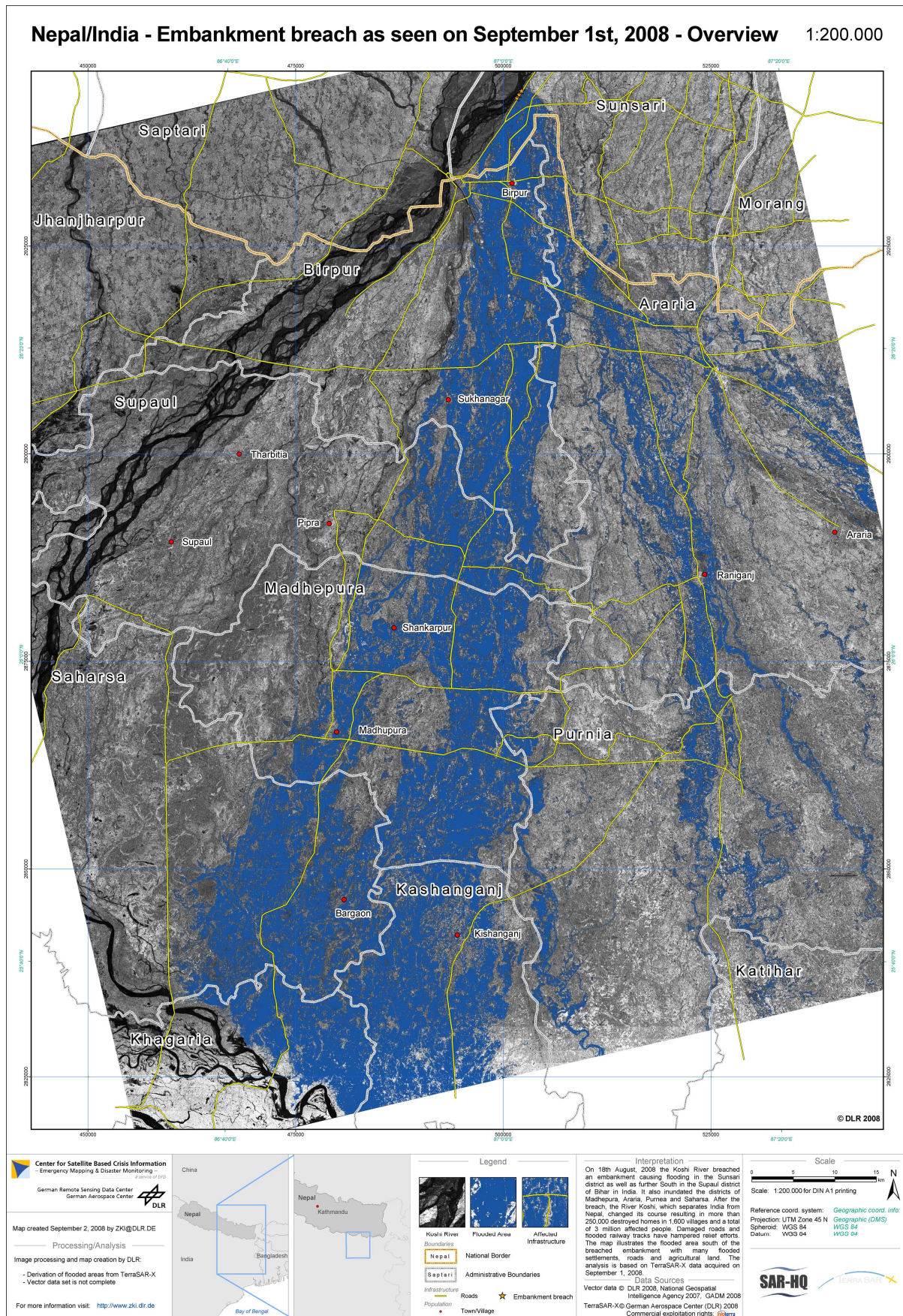


Abbildung 3: Notfallkartierung einer durch einen Dammbrech verursachten Überflutung in Nepal/Indien mit SAR-HQ Methoden; Sensor: TerraSAR-X, ScanSAR; Aufnahme datum: 01.09.2008

Während der Projektlaufzeit kamen prototypische SAR-HQ Methoden bereits während realen Hochwassersituationen zum Einsatz, so beispielsweise bei Überschwemmungen in Mexiko (November 2007 und November 2008), Namibia (März 2008), Indien/Nepal (August/September 2008 - siehe Abbildung 3), sowie einer zyklonbedingten Überschwemmungen in Myanmar im Mai 2008.

Die frühe Verwendung dieser prototypischen Auswerteverfahren bei Notfallkartierungen ermöglichten es, die Methoden vor allem hinsichtlich ihrer Genauigkeit und Prozessierungseffizienz unter realen Bedingungen zu testen und auf diese Weise Anforderungen aus der Praxis zu erhalten, welche bei der Methodenentwicklung berücksichtigt wurden. Da die Notfallkartierung bei den genannten Hochwasserereignissen nutzergetrieben war, d.h. die Lageinformationen für Behörden des Katastrophenschutzes, politische Entscheidungsträger und Hilfsorganisationen generiert wurden, konnten aus den Nutzerkontakten allgemeine Anforderungen an die Genauigkeit, die Aktualität bzw. zeitliche Bereitstellung, bevorzugte Datenformate und Darstellungsarten der bereitgestellten Produkte abgeleitet werden. Durch Kontakte während Notfallkartierungen und Nutzer-Workshops flossen auch Anforderungen von Nutzern auf nationaler Ebene mit in das Projekt ein. Wichtige nationale Nutzer von Lageinformationen für Hochwassersituationen sind unter anderem das Gemeinsame Melde- und Lagezentrum (GMLZ) des Bundesamtes für Bevölkerungsschutz und Katastrophenhilfe (BBK), das Krisenreaktionszentrum des Auswärtigen Amtes, das Technische Hilfswerk (THW), das Deutsche Rote Kreuz (DRK), sowie die jeweiligen Hochwassermeldezentren und Landesämter für Hochwasserschutz und Wasserwirtschaft.

Anwendungspotential von Satellitendaten zur Erfassung, Abschätzung und Risikokommunikation in Hochwassersituationen

Die Nutzung von satellitengestützten Kriseninformationen für die Bekämpfung von Katastrophensituationen wie Hochwasserereignissen ist in Deutschland bisher noch recht heterogen. So wird zwar zum Teil bereits auf verfügbare Satellitenbilder als Hintergrundinformation zurückgegriffen, zum Teil wird aber momentan erst der Wechsel von analogen auf digitale Kartengrundlagen vollzogen. Eine Grundvoraussetzung für die Nutzung von Fernerkundungsdaten ist die Verfügbarkeit und Nutzung von modernen Geoinformationssystemen. Zwar werden Lagekarten in den meisten Fällen auch in Standardformaten bereitgestellt, die eine einfache Visualisierung ermöglichen (z.B. JPEG, TIFF oder Google Earth KML/KMZ), das volle Potential kann jedoch erst ausgeschöpft werden, wenn digitale Fernerkundungsdaten bzw. daraus abgeleitete Informationen in einer GIS-Umgebung mit weiteren digitalen Geodaten verknüpft werden können. Auf diese Weise kann beispielsweise eine Hochwassermaske mit digitalen

topographischen Karten oder Bevölkerungsdaten verschnitten werden, um so Aussagen über mögliche Hochwasserschäden oder Bevölkerungsrisiken treffen zu können. Potentielle Nutzer von Kriseninformationen sind sich dieser Vorteile der digitalen Geodatenverarbeitung im Allgemeinen bewusst und arbeiten daran, entsprechende Systeme in ihren Dienststellen einzuführen.

Bei vielen Katastrophenschutzbehörden auf Kreis- und Landesebene hat die Nutzung von Satellitendaten bei Hochwasserereignissen noch einen recht geringen Stellenwert. Im Gegensatz dazu werden Luftbilder weitaus häufiger genutzt, da sie parzellengenau für die gesamte Verwaltungsfläche zur Verfügung stehen. Bei einer akuten Hochwassersituation werden Luftbilddaten jedoch meist nur als Referenz zur Lagebewältigung verwendet, d.h. es finden aus Kosten- und Organisationsgründen kaum Neuaufnahmen während eines Hochwassers statt, um dessen Ausmaße abzuschätzen.

Praktikern aus Katastrophenschutzbehörden zufolge sind vor allem die folgenden Gründe für die noch recht eingeschränkte Nutzung von Fernerkundungsdaten bei Hochwasserereignissen verantwortlich:

- Die Zeitspanne für die erste Verfügbarkeit von satellitengestützten Kriseninformationen aus dem betroffenen Gebiet wird als zu groß angesehen, um daraus noch gewinnbringende Lageinformationen für das Katastrophenmanagement ableiten zu können.
- Eine Aktualisierungsfrequenz mit einer Dauer von mehreren Tagen bis Wochen wird im Allgemeinen als unzureichend erachtet um zeitnahe Informationen, auch in Bezug auf die Hochwasserdynamik, zu erhalten.
- Es herrscht generell nur wenig Bewusstsein und Wissen über das Anwendungspotential von Satellitendaten bei Hochwasserereignissen.
- Bei Behörden und Einrichtungen des Katastrophenschutzes ist meist keine Expertise hinsichtlich der Prozessierung und Auswertung der Satellitendaten vorhanden.
- Satellitengestützte Informationen sind meist nicht zu akzeptablen Kosten verfügbar bzw. es sind noch wenige Kenntnisse über den Zugang zu kostenlosen Kriseninformationen vorhanden.

Aus den aufgeführten Punkten kann die Schlussfolgerung gezogen werden, dass die Notwendigkeit besteht, potentielle Nutzer verstärkt über diese Art der Krisenlageinformation zu informieren und ihnen die Möglichkeiten und Grenzen für den Einsatz von Fernerkundungsdaten bei Hochwasserereignissen aufzuzeigen. In der Vergangenheit wurde dieses Defizit durch das DLR/ZKI und anderen Anbietern von satellitengestützten Kriseninformationen vor allem durch Beteiligungen von Nutzern an nationalen und internationalen Projekten im Bereich der Notfallkartierung adressiert (z.B. DeSecure, RESPOND, LIMES, GMOSAIC). Zum einen wurden in

diesen Projekten die genauen Anforderungen der Nutzer analysiert, um in einem Krisenfall bedarfsgerechte Produkte bzw. Lageinformationen bereitstellen zu können und Probleme identifizieren zu können, die einer gewinnbringenden Nutzung dieser Informationen noch im Wege stehen. Zum anderen wurden durch dedizierte Workshops und Übungen Nutzer für das Potential von Satellitendaten für die Erfassung, Abschätzung und Risikokommunikation in Hochwassersituationen sensibilisiert und es wurde aufgezeigt, wie sie diese Lageinformationen am effektivsten einsetzen können. Auch im Bereich des Zuganges zu Kriseninformationen hat es Entwicklungen gegeben, die darauf ausgerichtet sind, Nutzern einen schnellen und kostenlosen Zugang zu satellitengestützten Kriseninformationen ermöglichen können.

Hier ist zum einen der europäische „Emergency Response Service“ zu nennen. Dieser prä-operationelle Service wird durch die zwei Projekte SAFER (Services and Applications for Emergency Response) und LinkER (Linking Emergency Response) entwickelt und etabliert. Das Kernziel dieses Vorhabens ist ein Service, über den kostenfrei Satellitenbildkarten für das Krisenmanagement analysiert und bereitgestellt werden können. In Deutschland ist das Gemeinsame Melde- und Lagezentrum von Bund und Ländern (GMLZ) im Bundesamt für Bevölkerungsschutz und Katastrophenhilfe (BBK) der Kontaktpunkt aller nationalen Nutzer. Abbildung 4 zeigt ein Beispiel für eine innerhalb dieses Vorhabens durch das DLR/ZKI durchgeführte Hochwasserkartierung (Hochwasser an der Saale, Januar 2011), bei der das GMLZ Nutzer war. Für die Ableitung der Hochwasserfläche kamen Methoden zum Einsatz, welche innerhalb von SAR-HQ entwickelt wurden und detailliert in Kapitel 2.4.2 dargestellt sind.

Neben dem europäischen „Emergency Response Service“ existiert auf internationaler Ebene des Weiteren der Mechanismus der Internationalen Charter „Space and Major Disasters“, im Folgenden kurz „Charter“ genannt. Die Charter ist einer der zentralen und ältesten Mechanismen, über den satellitengestützte Kriseninformationen bereitgestellt werden können. Die Charter wurde bereits im Jahr 1999 durch die europäische (ESA) und französische Raumfahrtagentur (CNES) zur Unterstützung von Hilfsmaßnahmen nach Naturkatastrophen und Krisensituationen ins Leben gerufen. Die operationelle Tätigkeit der Charter begann im Jahr 2000. Im Laufe des letzten Jahrzehnts sind weitere Raumfahrtagenturen der Charter beigetreten: CONAE (Argentinien), CNSA (China), CSA (Kanada), DMC (Großbritannien, Algerien, Nigeria, Türkei), ISRO (Indien), JAXA (Japan), NOAA und USGS (USA). Bei der letzten Erweiterungsrunde traten das DLR (Deutschland), INPE (Brasilien) und KARI (Südkorea) der Charter bei. Die Charter ist somit ein weltweiter Zusammenschluss von Raumfahrtagenturen mit gleichen Rechten und Pflichten. Die Charter-Mitglieder haben sich bereit erklärt, für bestimmte Krisensituationen Satellitendaten kostenfrei zur Verfügung zu stellen. Dabei ist genau festgelegt, in welchen Krisenfällen die Charter ausgelöst werden kann.

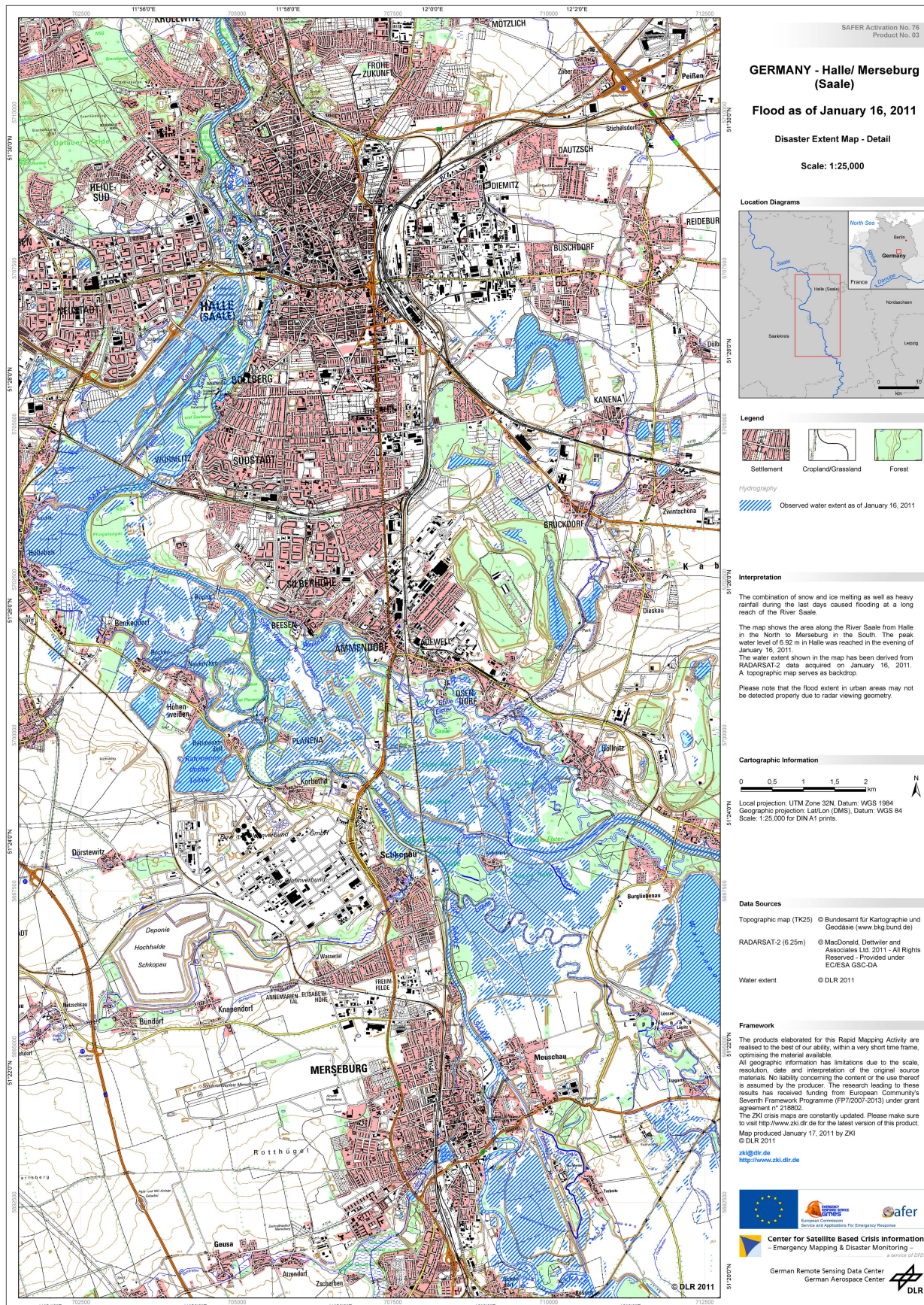


Abbildung 4: Beispiel einer im Rahmen des Emergency Response Service durchgeführten Hochwasserkartierung für das Gemeinsame Melde- und Lagezentrum des Bundes (GMLZ)

Ein Katastrophenfall ist laut Charter demnach als eine Situation definiert, bei der

- ein dringender Bedarf an Lageinformation in einem außerordentlichen und einmaligen Katastrophenfall unerwartet eintritt und
- ein schnelles Eingreifen außerhalb der normalen Prozeduren erforderlich ist, um Personen- und Sachschäden zu vermeiden und dadurch
- Satellitendaten nicht auf normalem Weg organisiert werden können.

Eine Auslösung der Charter ist nur durch sog. „Autorisierte Nutzer“ möglich. In Deutschland sind dies beispielsweise das Gemeinsame Melde- und Lagezentrum von Bund und Ländern (GMLZ) und das Auswärtige Amt (AA).

In Ergänzung zu einer Aufklärung über kostenlose Zugangsmechanismen zu satellitengestützten Kriseninformationen gilt es auch, Nutzern mit den Möglichkeiten neuerer Satellitensysteme bei der Hochwassererkennung vertraut zu machen. Im Gegensatz zu optischen Satellitendaten, deren Verfügbarkeit während Hochwassersituation oft durch Bewölkung stark eingeschränkt ist, sind Aufnahmen mit Radarsatelliten aufgrund ihrer Wetterunabhängigkeit sehr gut planbar. Gerade neue X-Band Radarsatelliten wie TerraSAR-X weisen hinsichtlich der räumlichen Auflösung, der Aktualisierungsfrequenz und der Zeitspanne bis zur Datenverfügbarkeit deutliche Verbesserungen auf. In Tabelle 1 ist ein Vergleich wichtiger Eigenschaften von älteren, im C-Band operierenden Radarsatelliten (ERS-1/2, ENVISAT-ASAR, Radarsat-1) und neueren X-Band Radarsatelliten (TerraSAR-X, COSMO-SkyMed) aufgeführt.

Tabelle 1: Übersicht über Eigenschaften von älteren C-Band und neueren X-Band Radarsatelliten

	C-Band Satelliten	Neuere X-Band Satelliten
Räuml. Auflösung	ERS-1/2 / Envisat-ASAR : $\geq 30\text{m}$ Radarsat-1: $\geq 8\text{m}$ (fine beam)	TerraSAR-X: bis zu 1m (SpotLight) Cosmo-SkyMed: bis zu 1m (SpotLight)
Wiederholrate	ERS-1/2 / Envisat-ASAR: 35 Tage Radarsat-1: 24 Tage	TerraSAR-X: 2-4 Tage (11 Tage nominell) Cosmo-SkyMed: 3-24 Std. (vier Satelliten)
Polarisation	ERS-1/2: VV Envisat-ASAR: Single/Dual-Pol (H/V) Radarsat-1: HH	TerraSAR-X: Single/Dual-Pol (H/V), Quad-Pol Modus (experimentell) Cosmo-SkyMed: Single/Dual-Pol (H/V)

Mit einer räumlichen Auflösung von bis zu einem Meter ist es nun möglich, eine sehr detaillierte Abschätzung des Hochwasserausmaßes zu erhalten (siehe Abbildung 5). Die Verbesserung der räumlichen Auflösung ist besonders in kleinräumigen (z.B. kleinere Gerinne) oder komplexeren Gebieten (z.B. urbane Flächen) von Vorteil, da hier mit älteren C-Band Radarsatelliten aufgrund von Mischpixelbildung oft keine zuverlässige Erkennung von Wasserflächen möglich ist.

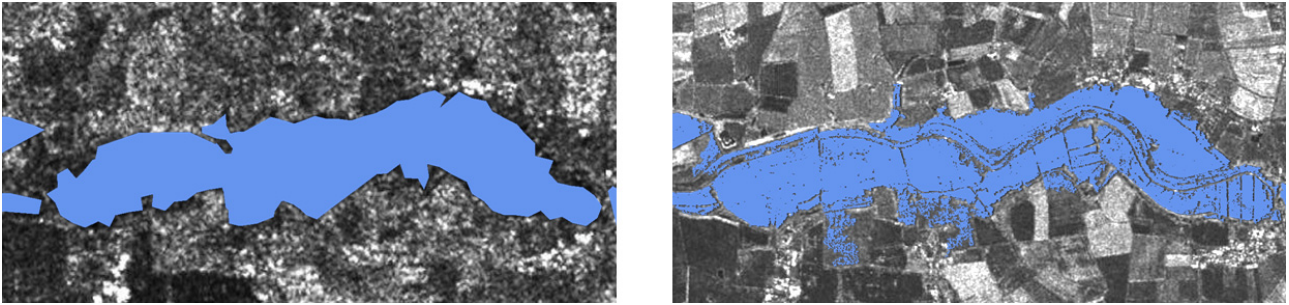


Abbildung 5: Vergleich von Hochwassermasken; Radarsat-1, Bodenauflösung: 12,5m (links); TerraSAR-X, Bodenauflösung: 3m (rechts)

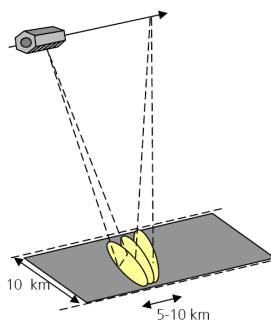
Der Radarsatellit TerraSAR-X weist drei verschiedene Aufnahmemodi auf, die sich vor allem hinsichtlich ihrer räumlichen Auflösung deutlich unterscheiden (siehe Abbildung 6).

- Im "SpotLight" bzw. „High Resolution SpotLight“-Modus wird eine 10x10 bzw. 10x5 Kilometer große Fläche mit einer räumlichen Auflösung von 1 bis 2 Metern aufgenommen,
- im "Stripmap"-Modus ist es ein 30 Kilometer breiter Streifen mit einer räumlichen Auflösung zwischen 3 und 6 Metern und
- im "ScanSAR"-Modus wird ein 100 Kilometer breiter Streifen mit einer räumlichen Auflösung von ca. 16 Metern erfasst.

Wie bei allen optischen und mikrowellengestützten Erdbeobachtungssatelliten ist somit ein Kompromiss zwischen der räumlichen Abdeckung und der räumlichen Auflösung zu finden. Für ein eher kleinräumiges Hochwasser oder Überflutungen in urbanen Gebieten bietet sich daher die Verwendung des SpotLight-Modus an, während bei großräumigen Flächenfluten eher der ScanSAR-Modus zum Einsatz kommen sollte. Der StripMap-Modus hingegen stellt häufig einen idealen Kompromiss aus beiden Aufnahmeparametern dar.

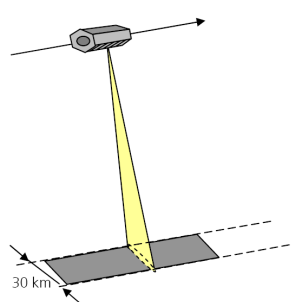
SpotLight Modus

Auflösung: 1m x 1,5m ... 3,5m



StripMap Modus

Auflösung: 3m x 1,5m ... 3,5m



ScanSAR Modus

Auflösung: 16m x 16m

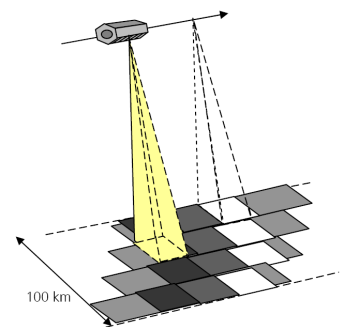


Abbildung 6: Übersicht der TerraSAR-X Aufnahmemodi

Neben der räumlichen Auflösung konnte auch die zeitliche Wiederholrate bei der neuen Generation von X-Band Radarsatelliten stark verbessert werden (siehe Tabelle 1). Diese bezeichnet den Zeitraum, der erforderlich ist, um ein bestimmtes Gebiet nach einer ersten Datenaufnahme erneut zu erfassen. Mehrere, zeitlich aufeinanderfolgende Datenakquisitionen können beispielsweise hilfreich sein, um die Dynamik einer Hochwassersituation zu erfassen bzw. Abschätzungen darüber zu erhalten, ob sich die Hochwasserlage eher entspannt oder verschärft (siehe Kapitel 2.5.2). Bei Radarsatelliten wie beispielsweise TerraSAR-X besteht die Möglichkeit, für eine Aufnahme zwischen einer großen Bandbreite unterschiedlicher Aufnahmewinkel auswählen zu können. Dies führt zu einer starken Verkürzung der zeitlichen Wiederholrate, da sich sowohl Gebiete, die nahe unter dem Satellitenorbit liegen (steiler Aufnahmewinkel), als auch Gebiete mit einer größeren Entfernung zum Satellitenorbit mit einem Orbitzyklus aufzeichnen lassen. Die nominelle zeitliche Wiederholrate bezeichnet hingegen die Zeitspanne, die erforderlich ist, um ein Gebiet mit exakt demselben Aufnahmewinkel abzudecken. Aufnahmen im nominellen Orbitzyklus sind vor allem für interferometrische Aufnahmen erforderlich.

Satellitenmissionen wie Cosmo-SkyMed, bei denen mehrere identische Satelliten zu einem Satellitensystem kombiniert werden, weisen eine nochmals stark verkürzte zeitliche Wiederholrate auf. Je nach Orbitkonstellation und geographischer Breite des aufzunehmenden Gebietes kann eine wiederholte Aufnahme in 3 bis 12 Stunden erfolgen. Auch durch eine synergetische Nutzung von Satellitendaten ähnlicher Sensoren (z.B. TerraSAR-X und Cosmo-SkyMed) kann die Zeit zwischen Einzelaufnahmen eines überfluteten Gebietes entscheidend verkürzt werden.

Die in Tabelle 1 aufgeführten Polarisationsmöglichkeiten stehen in Bezug mit dem jeweiligen Informationsgehalt der Daten. Obschon sich herausgestellt hat, dass gerade Aufnahmen mit einfacher HH-Polarisation (Senden und Empfangen mit horizontaler Polarisation) für die Detektion von Wasserflächen oft ausreichend sind (siehe Kapitel 2.4.1 und 2.4.2), kann durch die Verwendung von Aufnahmemodi mit Dual- oder Quad-Polarisation (d.h. gleichzeitiges Senden und Empfangen beider Polarisationen) die Informationsdichte der Daten deutlich verbessert werden. Da jedes Rückstreuelement (HH, VV, HV und VH) eine individuelle Empfindlichkeit in Bezug auf verschiedene Oberflächeneigenschaften aufweist, wird eine bessere Unterscheidbarkeit unterschiedlicher Oberflächentypen ermöglicht. Als einziger älterer C-Band Satellit erlaubte ENVISAT-ASAR Aufnahmen im Dual-Polarisationsmodus, während mit neueren Radarsatelliten häufig bereits experimentelle (TerraSAR-X) oder operationelle (Radarsat-2) Aufnahmen in Quad-Polarisation möglich sind.

2.2 *Zeitnahe Satellitendatenbeschaffung und Referenzdaten*

2.2.1 Anforderungsanalyse und Konzeption zur Echtzeitdatenbeschaffung für TerraSAR-X

Für die Konzeption und Umsetzung der TerraSAR-X Datenbeschaffung in naher Echtzeit für das Hochwassermanagement war zunächst eine Anforderungsanalyse bei Nutzern und weiterverarbeitenden Wissenschaftlern erforderlich, um die gewünschten Reaktionszeiten und den Informationsbedarf zu ermitteln. Aus diesen Anforderungen konnte in einem weiteren Schritt ein Konzept zur Datenbeschaffung konzipiert werden, das in Krisenfällen Anwendung findet. Um den zeitlichen Ablauf von der Programmierung der Satellitenaufnahme, der Aufzeichnung, Prozessierung und Weitergabe des Satellitenrohdatenproduktes an den Interpreten zu optimieren, war eine genaue Analyse von nominellen und zeitoptimierten Bestell- und Aufnahmeverfahren notwendig. Ferner musste ein standardisiertes Prozedere für reale Einsätze mit dem kommerziellen Satelliteneigentümer, dem Satellitenbetreiber, dem Prozessierungszentrum und den Datenauslieferungsstellen getroffen und abgestimmt werden.

Nutzeranforderungen

Die gesammelten Anforderungen basieren zum einen auf direkten Kontakten mit Nutzern von Kriseninformationen, welche durch das DLR/ZKI im Rahmen verschiedener Mechanismen (International Charter Space and Major Disasters, Emergency Response Service, etc.) bereitgestellt wurden. Aus den im Rahmen dieser Nutzerkontakte gesammelten Erfahrungen konnten allgemeine Anforderungen an inhaltliche und zeitliche Anforderungen für die bereitzustellenden Produkte abgeleitet werden. Zum anderen wurden Nutzeranforderungen und Erfahrungswerte aus anderen Projekten im Bereich der Kriseninformation, wie beispielsweise SAFER/Linker bzw. dem Emergency Response Service, DeSecure, GMOSAIC, RESPOND und RISK-EOS, berücksichtigt. In diesen Projekten wurden einerseits die nutzerspezifischen Anforderungen an Kriseninformationen analysiert, andererseits bestand auch ein direkter Austausch im Rahmen von Nutzer-Workshops und Nutzer-Trainings.

Trotz der Heterogenität der Nutzer und ihren jeweils spezifischen Arbeitsbereichen hat sich eine Reihe von allgemeinen Anforderungen an satellitengestützte Hochwasserinformationen herauskristallisiert, die im Folgenden wiedergegeben werden:

Informationstyp

- Vor allem in weniger entwickelten Ländern, in denen oft nur eine mangelnden Kartenmaterial existiert, besteht bei Einsatzkräften vor Ort ein starker Bedarf an geographischen Referenzkarten, um die Hilfeinsätze bei großflächigen Überschwemmungen besser koordinieren zu können. Die Referenzkarten können

beispielsweise auf Basis optischer Satellitenarchivdaten erstellt und mit zusätzlichen Vektordaten (Ortsnamen, Straßennetz, administrative Grenzen, kritischer Infrastruktur, etc.) ergänzt werden.

- Die Nutzer sind einheitlich vor allem an einer flächendeckenden Kartierung der Hochwasserausdehnung interessiert. Neben der Hochwasserausdehnung sollte der Normalpegel anhand von Satellitenarchivdaten oder digitalen topographischen Daten dargestellt werden.
- Während für einige Nutzer eine Satellitenaufnahme bei Maximalpegel ausreichend ist, halten viele Nutzer je nach Zeitraum der Hochwasserlage mehrere Aufnahmen über den gesamten Überflutungszeitraum, d.h. ein Hochwassermonitoring, für wünschenswert.
- Bei Vorliegen von Landnutzungsdaten, Bevölkerungsdaten oder digitalen topographischen Karten kann die Überflutungsmaske mit diesen Geodaten verschnitten werden, um eine Abschätzung der potentiellen Schäden bzw. des Gefährdungspotentials zu erhalten. Zur Koordination der Kriseneinsätze vor Ort kann auch die Erreichbarkeit von Hochwassergebieten abgeschätzt werden, indem überflutete Straßen markiert werden.
- Vor allem von nationalen Nutzern wird zur Schadensabschätzung und eine aus Satellitendaten und hochauflösenden Geländedaten ermittelte Überflutungstiefe als wertvoll erachtet.

Zeitliche Anforderungen

- Eine erste Übersicht über das von Hochwasser betroffene Gebiet anhand von geographischen Referenzkarten sollte innerhalb von sechs Stunden nach Nutzeranfrage vorliegen. Diese Zeitspanne wird durch die Einsatzkräfte in der Regel für ihre interne Organisation nach dem Auftreten einer Hochwassersituation benötigt.
- Bei einer Notfall- bzw. Krisenkartierung ist eine zeitnahe und pünktliche Informationsbereitstellung eines der wichtigsten Anforderungskriterien. Erste Abschätzungen der Hochwasserausdehnung bzw. erste Schadensinformationen sollten nach ca. 24 bis 36 Stunden nach der Nutzeranfrage bereitgestellt werden. Die erste Lagekarte kann danach noch verfeinert und bei Vorliegen neuer Satellitendaten entsprechend aktualisiert werden.

Darstellung, Qualität und Datenformate

- Die Anforderungen der Nutzer an die Kartendarstellung sind sehr heterogen. Nahezu jeder Nutzer äußert spezifische Wünsche hinsichtlich Gestaltung, verwendeter Maßstäbe und Signaturen. Daher sollten die bereitgestellten Informationen eine gewisse Generalität

besitzen, um sie gegebenenfalls mit eigenen Daten zu verschneiden oder eine individuelle, auf den Nutzer zugeschnittene Visualisierung zu ermöglichen.

- Bei einem Hochwassermonitoring wird es zur Abschätzung der Hochwasserdynamik als wünschenswert erachtet, die Hochwasserausdehnung einzelner Aufnahmezeitpunkte in einer Kartendarstellung zu integrieren. Dies kann beispielsweise durch Überlagerung oder individuelle Klassenbildung erreicht werden.
- Der gewünschte Kartenmaßstab ist in der Regel abhängig vom Ausmaß des Hochwasserereignisses und von der Abdeckung und räumlichen Auflösung der zur Analyse verwendeten Satellitenszene und variiert in der Regel von 1:10.000 bis 200.000.
- In bestimmten Fällen können Lagekarten durch sog. Informationsdossiers ergänzt oder ersetzt werden. Die Dossiers stellen die wichtigsten Informationen aus der Satellitendatenanalyse zusätzlich in textlich aufbereiteter Form zusammen und können so als Grundlage für Lagebesprechungen bzw. die Einsatzplanung dienen.
- Eine Lage-, sowie inhaltliche/thematische Genauigkeit der bereitgestellten Information muss sichergestellt sein. Dieses bedeutet, dass bestimmte Qualitätsstandards eingehalten werden und die Informationsprodukte vor der Bereitstellung eine interne Qualitätsüberprüfung erfolgreich durchlaufen.
- Gängige, von Nutzern akzeptierte Formate in denen Lagekarten bereitgestellt werden können sind JPEG, TIFF und PDF. Für eine direkte geographische Verortung können diese Formate auch geographisch referenziert werden (Worldfiles bzw. JGWs bei JPEG, GeoTIFF und GeoPDF). Zur einfachen Visualisierung wird auch eine Ausgabe im KML bzw. KMZ-Format als hilfreich angesehen, um Lagekarten korrekt verortet in Google Earth darstellen zu können.
- Als Bildformat wird üblicherweise DIN A1 gewünscht. Einzelne Nutzer wünschen stattdessen oder ergänzend eine Kartendarstellung in DIN A3. In Einzelfällen (z.B. Ausdruck der Lagekarten in einem Vor-Ort-Einsatz-Koordinierungszentrum (OSOCC)) ist eine Kachelung größerer Lagekarten auf DIN A4 Format erwünscht. Zum Teil ist es dabei auch erforderlich, die Kartendarstellung so anzupassen, dass sie auch auf einem Graustufenausdruck einwandfrei lesbar bleibt.
- Die Datenformate von Geodaten müssen sich an internationalen Standards, wie beispielsweise der INSPIRE-Richtlinie, orientieren. Des Weiteren ist eine Beschreibung der ausgelieferten Daten durch Metadaten erforderlich, um Nutzern standardkonform alle benötigten Informationen für eine korrekte Interpretation der Daten bereitzustellen.

Die Nutzeranforderungen fanden im Projekt in verschiedenen Arbeitspaketen Berücksichtigung. Anforderungen zu Informationstypen wurden in dedizierten Arbeitspaketen betrachtet (Kapitel 2.4.1: Referenzwassermaske; Kapitel 2.4.2: Hochwasserdetektion; Kapitel 2.5.1: Hochwasserdynamik und Überflutungstiefe). Die zeitlichen Anforderungen hinsichtlich der Datenbereitstellung fanden einerseits Eingang im Bereich des Datenzugangs (Kapitel 2.2.1) bzw. der Datenbeschaffung unter realen Bedingungen (Kapitel 2.2.2) und der Datenvorprozessierung (Kapitel 2.3). Andererseits wurde auch im Bereich der Methodenentwicklung (Kapitel 2.4.1 und 2.4.2) darauf geachtet, die Performanz und Anwendbarkeit der Methoden so weit wie möglich zu optimieren, damit sie bei realen Hochwassersituationen einsetzbar sind und zu einer schnellen Bereitstellung relevanter Kriseninformationen beitragen. Kapitel 2.5.2 stellt die Visualisierungsmöglichkeiten in Abhängigkeit unterschiedlicher Informationstypen und Datenformate dar.

TerraSAR-X Datenbeschaffung

Die TerraSAR-X Mission

TerraSAR-X ist ein neuer deutscher Erdbeobachtungssatellit, der am 15. Juni 2007 erfolgreich gestartet wurde. Die geplante „Lebenszeit“ des Satelliten beträgt fünf Jahre. Ausgestattet mit einem hochfrequenten X-Band-Sensor kann der Satellit in verschiedenen Aufnahmemodi und Polarisationen betrieben werden. Die Betriebsmodi reichen vom hochauflösenden „SpotLight“-Modus, mit dem ein 10 x 10 km großes Gebiet mit einer Auflösung von 1-2 Metern erfasst werden kann, bis zum „ScanSAR“-Modus, der es ermöglicht, einen 100 km breiter Streifen mit einer Auflösung von ca. 16 Metern abzudecken. Durch die hohe räumliche Genauigkeit und Wetterunabhängigkeit bietet TerraSAR-X Beobachtungsmöglichkeiten, die bisher aus dem All nicht verfügbar waren und besonders für die Kartierung von Hochwasserereignissen interessant sein dürften.

Die TerraSAR-X Mission verfolgt folgende Ziele:

- die Bereitstellung hochqualitativer X-Band SAR-Daten für Forschung und Entwicklung sowie für wissenschaftliche Anwendungen,
- die Etablierung eines kommerziellen Erdbeobachtungsmarktes, sowie die Entwicklung und den Betrieb eines tragfähigen Servicegeschäftes basierend auf aus den Daten abgeleiteten Informationsprodukten.

Die Mission wird im Rahmen einer "Public Private Partnership (PPP)" zwischen dem Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR), dem Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) und der Astrium GmbH durchgeführt.

Für den Missionsbetrieb hat das DLR ein System zur Satellitenkontrolle sowie das sogenannte "Payload Ground Segment" aufgebaut, das den Empfang, die Prozessierung, sowie die Archivierung und Verteilung der TerraSAR-X-Daten übernimmt. Das DLR ist auch verantwortlich für die Kalibrierung des Instruments, den mindestens fünfjährigen Betrieb, sowie die Organisation der wissenschaftlichen Nutzung der TerraSAR-X-Daten.

Der Satellit wurde durch die Astrium GmbH im Auftrag des DLR entwickelt und gebaut. Da EADS-Astrium exklusive kommerzielle Verwertungsrechte an den Daten besitzt, wurde zu diesem Zweck ein Vertriebsnetz für TerraSAR-X-Daten und daraus abgeleiteter Produkte etabliert. Der Datenvertrieb, die Entwicklung von Geoinformationsdiensten und die Erstellung höherwertiger Produkte ist das Geschäftsfeld von Astrium GEO-Information Services bzw. der Infoterra GmbH. Durch den Vertrieb dieser Produkte soll der kommerzielle Erfolg der TerraSAR-X-Mission und die Finanzierung von Folgesatelliten sichergestellt werden.

TerraSAR-X Datenzugang

Um eine zeitnahe Versorgung von Nutzern mit aus TerraSAR-X-Daten abgeleiteten Informationsprodukten bei Krisensituationen sicherzustellen, wurde zwischen der Infoterra GmbH und dem Zentrum für satellitengestützte Kriseninformation (ZKI) die Übereinstimmung erzielt, dass im Katastrophenfall dem ZKI entsprechend benötigte TerraSAR-X-Datensätze für den Einsatz im Rahmen der Internationalen Charter „Space and Major Disasters“ sowie bei Anfragen nationaler Hilfsorganisationen und Bedarfsträger (z.B. GMLZ oder Auswärtiges Amt) zur Verfügung gestellt werden. Die Aufgabe der Datenauswertung und -verbreitung ist Aufgabe des ZKI, wobei die Daten zeitgleich der Infoterra GmbH zur eventuellen Nutzung bei kommerziellen Kunden zur Verfügung stehen. Bei der Umsetzung stimmen sich dabei das ZKI und die Infoterra GmbH im Einzelfall ab, um eine Redundanz bei der Aufnahmeplanung und Konflikte, die bei einer zeitgleichen Akquisitionen entstehen könnten, zu vermeiden. Das DLR ist im Oktober 2010 der Charter beigetreten und stellt über diesen Mechanismus auch anderen Organisationen, welche im Rahmen von Charter-Aktivierungen Fernerkundungsdaten auswerten, TerraSAR-X Daten zur Verfügung.

Des Weiteren erfolgt der Zugang des ZKI zu krisenrelevanten Satellitendaten (u.a. auch für TerraSAR-X) über verschiedene GMES-Projekte bzw. über das sogenannte GSC-DA (GMES Space Component – Data Access) der Europäischen Weltraumbehörde (ESA). Über das GSC-DA werden beispielsweise Satellitendaten für Krisenkartierungen im Rahmen des GMES Emergency Response Service (ERS) bzw. des SAFER-Projektes bereitgestellt.

Ferner ist ein in der Regel kostenloser Zugang zu TerraSAR-X bzw. TanDEM-X Daten für wissenschaftliche Forschungsaktivitäten über das Science Service System des DLR möglich. Auch für das vorliegende Forschungsvorhaben konnten auf diese Weise umfangreiche TerraSAR-X Datensätze für die Methodenentwicklung akquiriert werden.

Eine der grundlegendsten Voraussetzungen der Notfallkartierung bei Hochwasserereignissen ist die zeitnahe Beschaffung von Satellitendaten. Wichtig ist dabei ein effektives Zusammenspiel einzelner Teilelemente des Beschaffungsprozesses:

- Bestellung der Satellitendaten über ein entsprechendes Orderinterface oder den Kontakt mit einem Satellitendatenanbieter
- Kommandierung der Aufnahme am Satelliten
- Durchführung der Aufnahme durch den Satelliten
- Empfang der Rohdaten an einer Bodenstation
- Automatisierte Vorprozessierung der Satellitendaten
- Auslieferung der Satellitendaten an den Kunden bzw. Nutzer

Die Dauer der einzelnen zeitlich aufeinanderfolgenden Stufen der Datenbeschaffung ist in Abbildung 7 exemplarisch für kommerzielle TerraSAR-X Datenbestellungen dargestellt. Daraus ist ersichtlich, dass die Kommandierung, Durchführung und der anschließende Empfang der Aufnahme durch die Bodenstation den größten zeitlichen Anteil während des Datenbeschaffungsprozesses ausmachen.

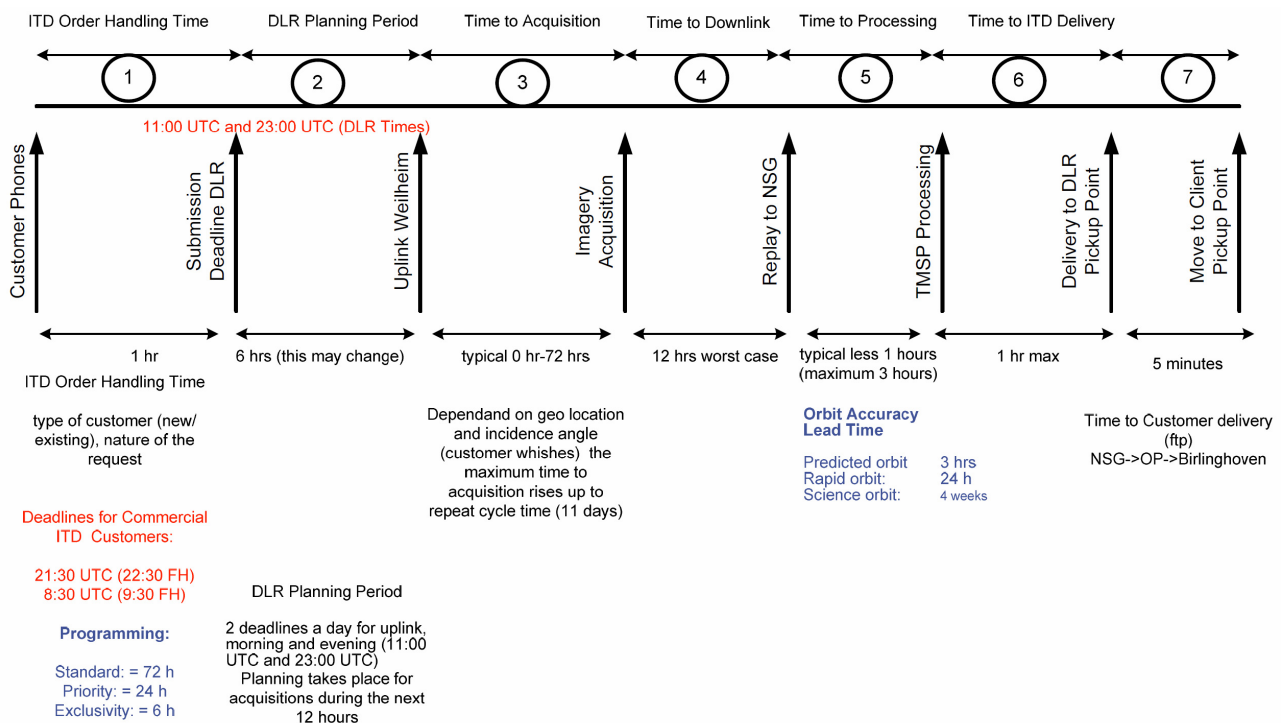


Abbildung 7: Zeitliche Anforderungen der Datenbeschaffung für TerraSAR-X (Quelle: Infoterra GmbH)

Die Zeitspanne, die im Einzelfall für das Durchlaufen dieser drei Schritte bei einer Satellitenaufnahme benötigt wird, kann sehr unterschiedlich sein, da sie von Parametern wie der geographischen Lage der Aufnahme, dem Orbitzyklus des Satelliten und system-inhärenten Parametern bestimmt wird. Es gibt somit Idealfälle, bei denen eine Aufnahme bereits in relativ kurzer Zeit nach der Akquisitionsplanung bereit steht und Fälle, bei denen es aus diesen Gründen mehrere Tage dauern kann, bis eine Satellitenszene aufgenommen und ausgeliefert ist. Nur durch den Aufbau weiterer Bodenstationen für die Satellitenkommandierung und den Datenempfang oder durch die Ergänzung durch weitere Satelliten (z.B. Cosmo-SkyMed) können kürzere Zeiten für eine Kommandierung, Aufnahme und Datenempfang realisiert werden.

Nichtsdestotrotz bestand nach der Aufnahme des operationellen TerraSAR-X Betriebs (15. Januar 2008) bei mehreren Teilelementen der Datenbeschaffung Potential für zeitliche Optimierungen. Durch im Rahmen von Projekten (z.B. DeSecure, SAR-HQ) durchgeführte Analysen des Beschaffungsprozesses, sowie Echtzeittests bei realen Krisenereignissen, konnten Erfahrungen gesammelt werden, welche in den folgenden Verbesserungen Eingang fanden:

- Automatische Durchführung der Sensitivitätsprüfung nach dem deutschen Satellitendatensicherheitsgesetz (SatDSiG). Hierdurch können Daten, die aufgrund des aufgenommen Gebietes oder ihrer geometrischen Auflösung als nicht sensitiv eingestuft werden, automatisch ausgeliefert werden.
- Möglichkeit der Bestellung von langen, ununterbrochenen Aufnahmen. Durch diese, aus Erfahrungen der Notfallkartierung resultierende Anforderung, ist es möglich, beispielsweise größere Überflutungsereignisse mit einer Einzelaufnahme abzudecken.
- Möglichkeit der Akquisition im Left-Looking Aufnahmemodus. Hierdurch kann die Zeitspanne für eine erste Akquisitionsmöglichkeit entscheidend verkürzt werden.
- Vollständige Automatisierung des Bestellablaufs, um zeitintensive manuelle Interaktionen zu vermeiden.
- Erweiterung des für NRT (Near Real Time) Daten zur Verfügung stehenden Speicherplatzes, um eine sofortige Datenprozessierung zu ermöglichen. Durch die Bereitstellung eigener Ressourcen für NRT-Anwendungen wird vermieden, dass es bei Ressourcenknappheit zu einer Verzögerung der Datenprozessierung kommt.
- Automatisierte Datenauslieferung nach Abschluss der Vorprozessierung.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass es für eine zeitnahe Verfügbarkeit von Satellitendaten einerseits darauf ankommt, die Prozesse der Datenbeschaffung für Einzelsatelliten so weit wie möglich zu optimieren bzw. zu automatisieren, andererseits ist es aber auch entscheidend, einen gleichzeitigen Zugriff auf möglichst viele Satellitensysteme zu haben, um im Einzelfall anhand von

Akquisitionsplänen entscheiden zu können, welcher der zur Verfügung stehenden Satelliten die zeitnächste Aufnahme ermöglicht. Gerade das Beispiel der Internationalen Charter „Space and Major Disasters“ zeigt, dass gerade durch das Zusammenspiel vieler unterschiedlicher Satellitensysteme ein entscheidender Mehrwert im Hinblick auf die Notfallkartierung von Naturkatastrophen geschaffen wird.

2.2.2 Echtzeittest und -simulation der Datenbeschaffung für TerraSAR-X und Radarsat-2

In diesem Kapitel soll aufbauend auf den vorausgehenden Analysen anhand von Beispielen dargestellt werden, welche Reaktionszeiten für die Datenbeschaffung bei realen Krisenkartierungen erreichbar sind. Da Satellitensysteme wie ENVISAT-ASAR und Radarsat-1 während der letzten drei Jahre aufgrund ihrer Spezifikationen nur noch sehr selten für Krisenkartierungen eingesetzt werden, wurden die Echtzeittests anhand neuerer Satellitensysteme (TerraSAR-X und Radarsat-2) durchgeführt.

Wie bereits in Kapitel 2.2.1 erwähnt, ist die für eine erste Satellitenaufnahme erforderliche Zeitspanne durch eine erhebliche Varianz gekennzeichnet. Aus diesem Grunde haben die hier dargestellten Reaktionszeiten Beispielcharakter; es lässt sich aber nicht im Vorfeld bestimmen, ob diese Zeitspannen bei anderen Einsätzen unter- oder überschritten werden.

Beispiel 1: Radarsat-2

Hochwasser an der Saale, Deutschland

15.01.2011, 23:57 Uhr: Aktivierung des Emergency Response Service (ERS) durch das Gemeinsame Melde- und Lagezentrum (GMLZ) im Auftrag des Landesbetriebs für Hochwasserschutz in Sachsen-Anhalt. Flussläufe der Weißen Elster und der Saale auf dem Gebiet des Landes Sachsen-Anhalt sind überflutet. Angefragt sind eine Übersichtskartierung der Hochwasserlage, sowie Detailkartierungen der Ortslagen Zeitz, Halle (Weisse Elster), sowie Merseburg, Halle, Bernburg und Calbe (Saale). Referenzkarten sind nicht gefordert.

16.01.2011, 00:42 Uhr: Initiierung der Akquisitionsplanung und Bestimmung der Organisation, von der diese Notfallkartierung durchgeführt wird (DLR/ZKI).

16.01.2011, 10:13 Uhr: Kommunikation eines ersten Akquisitionsplanes für Satellitendaten. Eine erste Aufnahme für das Gebiet der Saale durch Radarsat-2 ist am gleichen Tag (16.01.2011) um 16:55 Uhr UTC (lokale Zeit: 17:55 Uhr) möglich.

16.01.2011, 17:55 Uhr: Erfolgreiche Aufnahme des Hochwassergebietes an der Saale durch Radarsat-2. Anschließend Empfang der Daten durch die nächste Bodenstation.

16.01.2011, 21:46 Uhr: Nachricht an das ZKI, dass die Daten prozessiert wurden und an einen FTP-Server ausgeliefert wurden.

16.01.2011, 22:18 Uhr: Der Download der Daten wurde abgeschlossen. Das ZKI beginnt mit dem Datenimport und der anschließenden Analyse und der Erstellung von Lagekarten zur Hochwassersituation.

17.01.2011, 04:45 Uhr: Die Kartenerstellung ist abgeschlossen und wird auf der DLR/ZKI-Webseite (<http://www.zki.dlr.de/de/map/1734>) publiziert (siehe auch Abbildung 4). Gleichzeitig werden die Nutzer per Email über die Verfügbarkeit aktueller Hochwasser-Lagekarten informiert. Insgesamt konnten so 27 Stunden und 48 Minuten nach der Nutzeranfrage erste Kriseninformationen bereitgestellt werden.

Beispiel 2: TerraSAR-X

Überflutung in Nepal aufgrund eines Dammbrechtes

29.08.2008, 09:02 Uhr: Das DLR/ZKI erfährt durch Nutzer, dass es durch Bruch eines Dammes am Fluss Koshi zu großflächigen Überschwemmungen in der Grenzregion zwischen Nepal und Indien gekommen ist.

29.08.2008, 09:14 Uhr: Initiierung der Akquisitionsplanung für TerraSAR-X. Eine erste großflächige Aufnahme zur Übersichtskartierung (StripMap-Modus) ist am 30.08.2008 um 00:13 Uhr UTC möglich. Eine weitere hochauflösende Aufnahme des Gebietes (SpotLight-Modus) um den Dammbbruch ist am 30.08.2008 um 12:18 Uhr UTC. Die Aufnahmen konnten noch kurz vor der Order-Deadline programmiert werden.

29.08.2008, 11:45 Uhr: Aktivierung der Internationalen Charter „Space and Major Disasters“ durch das United Nations Office for Outer Space Affairs (UNOOSA).

30.08.2008, 01:13 Uhr: Erfolgreiche Aufnahme des Überschwemmungsgebietes mit TerraSAR-X im StripMap-Modus. Anschließend Empfang der Daten durch eine Bodenstation.

30.08.2008, 12:50 Uhr: Nachricht an das ZKI, dass die Daten prozessiert wurden und an einen FTP-Server ausgeliefert wurden.

30.08.2008, 13:13 Uhr: Der Download der Daten wurde abgeschlossen. Das ZKI beginnt mit dem Datenimport und der anschließenden Analyse und der Erstellung von Lagekarten zur Überflutungssituation.

30.08.2008, 23:44 Uhr: Die Kartenerstellung ist abgeschlossen und wird auf der DLR/ZKI-Webseite (<http://www.zki.dlr.de/de/article/1129>) publiziert. Gleichzeitig werden die Nutzer per Email

über die Verfügbarkeit der Lagekarten informiert. Insgesamt konnten so 38 Stunden und 42 Minuten nach der Nutzeranfrage erste Kriseninformationen bereitgestellt werden.

Der obige beispielhafte Echtzeittest für Datenbeschaffungen von Radarsat-2 und TerraSAR-X Daten zeigt, dass es durch neue Radarsatellitensysteme mittlerweile prinzipiell möglich ist, die zeitlichen Anforderungen von Nutzern zu erfüllen, oder bzw. zumindest annähernd zu treffen. Die größten Unterschiede der beiden Beispiele liegen in der Zeitspanne von Satellitenaufnahme bis zur Auslieferung. Während bei Radarsat-2 die Akquisition bereits 3 Stunden und 51 Minuten nach Aufnahme ausgeliefert wurde, dauerte dies im Fall von TerraSAR-X 11 Stunden und 37 Minuten. Der hauptsächliche Grund für diesen Unterschied liegt in dem sehr dichten Netz von Bodenstationen, das für Radarsat-2 existiert. Die aufgenommenen Daten können also sehr schnell nach der Aufnahme zu einer Bodenstation gesendet und dort vorprozessiert werden. Eine Verfügbarkeit von zusätzlichen Bodenstationen wäre im Interesse der Notfallkartierung also sehr wünschenswert.

2.2.3 Beschaffung und Aufbereitung von Referenzdaten und Kartenmaterial

Neben der Beschaffung von aktuellen Satellitenaufnahmen (siehe Kapitel 2.2.1 und 2.2.2) für die Hochwasseranalyse spielte auch die Verfügbarmachung geeigneter Referenzdaten eine elementare Rolle. Referenzdaten wurden während des Projektverlaufes bei verschiedenen Fragestellungen eingesetzt:

Referenzsatelliten- und Luftbilddaten

- Akquisition umfangreicher TerraSAR-X Referenzdatensätze für verschiedene SAR-HQ Testgebiete über das TerraSAR-X Science Service System:
 - Analyse der Erscheinungsformen von Wasserflächen
 - Methodenentwicklung zur Ableitung des Normalwasserpegels für die Hochwasserkartierung
- Akquisition von Luftbildern für die Region Tewkesbury, England, von der Environment Agency von England und Wales zur Validierung der Methoden zur Hochwasserdetektion
- Verfügbarmachung von optischen Satellitenmosaiken für Deutschland auf Basis von IRS-P6 (Euromap) und RapidEye-Satellitendaten (Rapideye AG) durch das BMBF-Projekt DeSecure. Die Satellitendaten können bei können in DLR/ZKI-Notfallkartierungen für eine Darstellung des Normalwasserstandes und als Hintergrundbild in Lagekarten genutzt werden.

Digitales Referenzkartenmaterial

- Verfügbarmachung von digitalem topographischem Kartenmaterial (TK25, TK50, DLM25 und DLM50) für Deutschland durch das Bundesamt für Kartographie und Geodäsie (BKG). Die Geodaten können in DLR/ZKI-Notfallkartierungen genutzt werden, um den Normalwasserstand darzustellen und eine bessere Verortbarkeit zu ermöglichen (siehe Abbildung 4).

Digitale Höhen- und Oberflächenmodelle

- Beschaffung eines Digitalen Geländemodells (DGM) vom Bayerischen Landesamt für Vermessung und Geoinformation für das SAR-HQ Untersuchungsgebiet am Forggensee. Das DGM (XY-Auflösung variiert zwischen 1, 2 und 5 Meter) wurde aus Laserscanner-Daten abgeleitet. Das Geländemodell wurde für Plausibilitätsanalysen bei der Wasserdetektion, sowie zu Validierungszwecke eingesetzt.
- Beschaffung eines Digitalen Geländemodells für die Region Tewkesbury, England, von der Environment Agency von England und Wales zur methodischen Entwicklung im Bereich Überflutungstiefen.
- Beschaffung von digitalen SRTM-Geländemodellen für verschiedene SAR-HQ Untersuchungsgebiete zur Methodenentwicklung im Bereich Hochwasserdetektion. Mit Hilfe der Geländemodelle konnten Plausibilitätsanalysen entwickelt werden, um die Genauigkeit der Wasser- bzw. Hochwasserdetektion in bestimmten Untersuchungsgebieten zu verbessern.

In-situ Messungen

- Durchführung von DGPS-Referenzmessungen der Land-Wasser-Grenze im SAR-HQ Untersuchungsgebiet Forggensee. Mit den zentimetergenauen DGPS-Daten konnten Methoden zur Wasserdetektion validiert (siehe Kapitel 2.4.1.5) und die geometrische Genauigkeit von TerraSAR-X Daten abgeschätzt werden.

2.3 *Automatisierte geometrische und radiometrische Korrekturmethode für TerraSAR-X - Implementierung und Durchführung*

Die geometrische und radiometrische Vorprozessierung von TerraSAR-X Daten stellt einen grundlegenden Vorprozessierungsschritt für die Weiterverarbeitung und -Auswertung von TerraSAR-X Daten dar. Aufgrund der hohen räumlichen Auflösung von TerraSAR-X (bis zu 1 Meter) ist eine exakte Verortung der Daten gerade bei der späteren Verschneidung von abgeleiteten Informationsprodukten (z.B. Hochwassermasken) mit anderen Geodatensätzen (z.B. hochauflösenden Geländemodellen oder topographischen Karten) sehr wichtig. Die radiometrische Vorprozessierung beeinflusst hingegen die Informationsgüte bzw. -qualität der Daten und wirkt sich damit unter anderem auf die Klassifikationsgenauigkeit der abgeleiteten Wasser- bzw. Hochwassermasken aus. Für die Notfallkartierung ist somit eine schnelle und genaue geometrische und radiometrische Vorprozessierung notwendig, um innerhalb weniger Stunden Kriseninformationen bereitstellen zu können und eine Vergleichbarkeit mit anderen georeferenzierten Daten zu ermöglichen. Die von der Bodenstation empfangenen TerraSAR-X Rohdaten werden durch ein dediziertes Prozessierungssystem (TerraSAR-X Multi Mode SAR Prozessor - TMSP) zu Basisprodukten verarbeitet. Nach Durchführung dieser automatischen Vorprozessierung, werden diese Produkte dann auf einen Auslieferungsserver gespielt, von wo sie für eine weitergehende Bildanalyse (z.B. im Rahmen einer Notfallkartierung) zur Verfügung stehen. Im Folgenden werden die verschiedenen geometrischen und radiometrischen Prozessierungsoptionen des TMSP vorgestellt und im Hinblick auf Anforderungen der Krisenkartierung bewertet.

Geometrische Korrektur

Die geometrische Lagegenauigkeit ist bei Radarsatellitendaten vor allem von einer exakten Bestimmung der Flugbahn des Satelliten (Orbitgenauigkeit) abhängig. Bei Durchführung einer Orthorektifizierung, d.h. der zusätzlichen Entfernung geländebezogener geometrischer Verzerrungen, ist des Weiteren die Qualität und Genauigkeit des verwendeten digitalen Höhenmodells (DHM) entscheidend.

In Abhängigkeit der Orbitgenauigkeiten, die in zeitlicher Abfolge nach der Satellitenaufnahme erreicht werden, wurden drei verschiedene Orbittypen mit unterschiedlichen Anwendungsprofilen definiert:

- **Predicted Orbit:** Prozessierung von Produkten in naher Echtzeit mit eingeschränkter Lagegenauigkeit
- **Rapid Orbit:** Standardprozessierung von Basisprodukten

- **Science Orbit:** Produkte mit hohen Genauigkeitsanforderungen (z.B. Anwendungen im Bereich Radarinterferometrie)

Generell ist einerseits zu beachten, dass Produkte mit einer sehr hohen Lagegenauigkeit (Science Orbit) erst nach mehreren Tagen vorliegen und andererseits, dass bei der Anforderung einer möglichst schnellen Datenverfügbarkeit wiederum gewisse Abstriche bei der geometrischen Genauigkeit gemacht werden müssen. Im Verlauf des operationellen TerraSAR-X Betriebs konnte die Orbittypen bezüglich ihrer Lagegenauigkeit und zeitlichen Verfügbarkeit stark verbessert werden, sodass sich im Vergleich zu den ursprünglichen Anforderungen in der Praxis meist sehr viel bessere Werte erreichen lassen.

Der hochgenaue Science-Orbit erlaubt eine Lagegenauigkeit im Dezimeter-Bereich, steht allerdings meist erst nach ca. fünf Tagen zur Verfügung und kommt aus diesem Grund bei Krisenanwendungen nicht für Neuakquisitionen in Frage. Um eine möglichst schnelle Datenverfügbarkeit zu garantieren, sollte im Rahmen von Notfallkartierungen daher entweder der aus vorausberechneten Flugbahnen erstellte Predicted-Orbit oder der nach ca. fünf Stunden berechnete Rapid-Orbit gewählt werden. Der Predicted-Orbit ist v.a. für Nahe-Echtzeit-Anwendungen konzipiert und auf eine Lagegenauigkeit von ~700 Metern spezifiziert. Im Projekt durchgeführte Tests haben jedoch ergeben, dass die tatsächliche absolute Genauigkeit (Vergleich mit DGPS-Messungen) in der Regel sehr viel besser ist und zwischen 5 und 50 Metern variiert. Trotzdem ist um eine hinreichende Produktqualität in der Krisenkartierung zu gewährleisten gerade bei sehr hochauflösenden Szenen noch häufig eine geometrische Lagekorrektur zu Referenzdaten erforderlich. Da diese nachgeschalteten Korrekturen einen gewissen Zeitaufwand bedeuten, stellt der Rapid-Orbit oft einen guten Kompromiss aus guter Lagegenauigkeit (~2 Meter) und zeitlicher Verfügbarkeit dar.

Neben verschiedenen Orbitqualitäten kann bei der Programmierung einer Datenakquisition des Weiteren zwischen vier verschiedenen geometrischen Projektionsarten bzw. Formen der Datenrepräsentation unterschieden werden:

- **Single Look Slant Range Complex (SSC):**

Dies ist ein Single-Look Basisprodukt des fokussierten Radarsignals, welches vor allem auf wissenschaftliche Anwendungen ausgerichtet ist, bei denen die volle Bandbreite und Phaseninformation benötigt wird (z.B. Radarinterferometrie).

- **Multi Look Ground Range Detected (MGD):**

Dies ist ein detektiertes Produkt, welches durch die Multilook-Prozessierung einen reduzierten Speckle-Effekt aufweist. Das resultierende Bild hat annähernd quadratische Pixelgrößen und die Bildkoordinaten sind in Flugrichtung und entlang der Bodenentfernung ausgerichtet. Es wird eine

einfache polynomiale Projektion von Schräg- zu Grundrissgeometrie unter Verwendung eines WGS84-Ellipsoids und eines durchschnittlichen, konstanten Höhenwertes, durchgeführt. Ein Vorteil dieses Produktes ist, dass Interpolationsartefakte, welche bei einer Bildrotation in ein Koordinatensystem auftreten, vermieden werden. Andererseits ist die Lagegenauigkeit einzelner Pixel geringer als in geokodierten Produkten.

- **Geocoded Ellipsoid Corrected (GEC):**

Dies ist ein detektiertes Produkt, welches nach Durchführung einer Multilook-Prozessierung unter Annahme des WGS84 Referenzellipsoids projiziert bzw. geokodiert wird. Als Koordinatensystem wird standardmäßig eine Universale Transversale Mercatorprojektion (UTM) bzw. für Polarregionen eine Universale Polare Stereografische Projektion (UPS) verwendet. Da die Ellipsoidkorrektur keine digitalen Höhenmodelle (DHM) berücksichtigt, wird die Lagegenauigkeit vom Gelände beeinflusst. Demzufolge ist die geometrische Genauigkeit in flachem Gelände relativ hoch, während bei hoher Reliefenergie und steilen Gebirgshängen stärkere geometrische Verzerrungen auftreten können.

- **Enhanced Ellipsoid Corrected (EEC):**

Bei EEC-Produkten wird zusätzlich zu den in GEC-Produkten angewendeten Korrekturen ein externes digitales Höhenmodell (DHM) verwendet, um reliefbedingte geometrische Verzerrungen zu minimieren. Obwohl die geometrische Lagegenauigkeit bei diesem Produkt generell sehr hoch ist, hängt sie von der lokalen Reliefenergie, der Qualität bzw. geometrischen Auflösung des verwendeten digitalen Höhenmodells (DHM), sowie des Einfallswinkels, ab. Für das EEC-Produkt wird aus einer Datenbank das beste verfügbare Höhenmodell für die Prozessierung verwendet. Die Datenbank ist aus verschiedener Quellen zusammengestellt und enthält unter anderem SRTM X-Band, SRTM C-Band, ERS-Tandem und DTED-1/2 Daten. In Ergänzung zu EEC-Produkten kann eine geokodierte Maske der Einfallswinkel (GIM) bestellt werden, welche Informationen zum lokalen Einfallswinkel und reliefbedingten Schatten- und Überlagerungsbereichen enthält.

Das orthorektifizierte EEC-Produkt ist aufgrund seiner Lagegenauigkeit in der Regel der optimale Produkttyp für Anwendungen im Bereich der Hochwasserkartierung. Ein erhöhter Zeitaufwand durch eine manuelle geometrische Nachprozessierung wird dadurch vermieden. Da SSC-Produkte generell im Rahmen ihrer Prüfung im Rahmen des Satellitendatensicherheitsgesetzes (SatDSiG) als „sensitiv“ eingestuft werden, unterliegen sie einer fünftägigen Auslieferungsverzögerung und sind daher für zeitnahe Krisenanwendungen nicht einsetzbar.

Radiometrische Korrektur und Multilooking

Alle ausgelieferten TerraSAR-X Produkte werden während der radiometrischen Korrektur in die Einheit β_0 (beta nought) kalibriert und auf einen 16 Bit Integerwerte skaliert. Während der radiometrischen Korrektur kompensiert der SAR-Prozessor eine Reihe unterschiedlicher Effekte, welche v.a. mit Parametern des SAR-Sensors bei der Aufnahme zusammenhängen. Die während der Kommissionierungsphase des Satelliten errechnete absolute radiometrische Genauigkeit beträgt 0,6 dB und ist damit sehr viel besser als der ursprünglich angestrebte Wert von 1,1 dB.

Zur Berechnung des Radar-Rückstreukoeffizienten σ^0 (dB), welcher eine Parameterableitung unabhängig von der Projektionsgeometrie erlaubt, kann folgende Formel angewendet werden:

$$\sigma_0 = (k_s \times |DN|^2 - NEBN) \times \sin \Theta_{loc} \quad (1)$$

Hierbei bezeichnet den lokalen Θ_{loc} Einfallswinkel eines Bildelements, welcher in der geokodierte Maske der Einfallswinkel (GIM) enthalten ist. k_s ist in den Metadaten eines Produktes definiert („calFactor“) und bezeichnet den verwendeten Kalibrierungs- und Skalierungsfaktor des SAR-Prozessors. $NEBN$ findet nur bei unkorrigierten Produkten Anwendung und leitet sich aus den Rauschprofilen ab. Durch die Berechnung des Radar-Rückstreukoeffizienten σ^0 werden Unterschiede in der Bildradiometrie minimiert. Daher ist eine σ^0 -Berechnung vor allem dann sinnvoll, wenn TerraSAR-X Daten, die mit unterschiedlichen Einfallswinkeln, Aufnahmerichtungen (Ascending/Descending) und/oder Blickrichtungen miteinander verglichen werden sollen. Auf diese Weise wird auch eine Vergleichbarkeit mit Daten, welche von anderen Radarsensoren aufgenommen und entsprechend kalibriert wurden, ermöglicht.

Bei der für MGD-, GEC- und EEC-Produkte durchgeführten Multilook-Prozessierung werden mehrere unabhängige Bilder aus den Daten einer SAR-Aufnahme erstellt. Dazu wird bei der Prozessierung der empfangenen SAR-Daten die Bandbreite in Azimut- und/oder Entfernungsrichtung in mehrere Unterbereiche aufgeteilt. Für jeden dieser Bereiche werden eigene SAR-Bilder, sogenannte „Looks“, berechnet, welche während der Multilook-Prozessierung zu einem Bild gemittelt werden. Das resultierende Bild weist damit eine reduzierte geometrische Auflösung auf bei einer gleichzeitigen Verringerung des Speckle-Effektes auf. Im SAR-Prozessor wurden zwei verschiedene Multilook-Optionen, welche sich in Abhängigkeit der Anforderungen während der Datenbestellung definieren lassen:

- **Spatially Enhanced (SE):**

Das SE-Produkt ist auf die Erreichung der höchstmöglichen quadratischen Bodenauflösung ausgelegt. Da dabei in der Regel nur eine geringe Anzahl von „Looks“ erforderlich ist, kann in den resultierenden Bilddaten ein erhöhter Anteil von sogenanntem Speckle („Salz- und Pfeffer-Effekt“) auftreten.



Abbildung 8: Vergleich eines SE-Produktes mit 1,2 Looks (links) mit einem RE-Produkt mit 5,5 Looks (rechts)

- **Radiometrically Enhanced (RE):**

Das RE-Produkt ist im Hinblick auf die Bildradiometrie hin optimiert. Infolge einer erhöhten Anzahl von „Looks“, die bei der SAR-Prozessierung verwendet werden, verringert sich die geometrische Auflösung im Vergleich zu SE-Produkten. Durch die dabei erfolgte Mittelung reduziert sich aber auch der Speckle-Anteil in den Bilddaten (siehe Abbildung 8).

Im Bereich der Hochwasserkartierung, d.h. der Klassifikation von flächenhaften Objekten, hat sich in den meisten Fällen die radiometrisch optimierte Produktvariante (RE) als am geeignetsten herausgestellt. Gerade bei einer pixelbasierten Ableitung von Überflutungsflächen kann der erhöhte Speckle-Anteil von SE-Produkten zu Fehlklassifikationen führen, falls keine dedizierten Speckle-Filtermethoden oder Postprozessierungsschritte vor- bzw. nach der Klassifikation durchgeführt werden. SE-Produkte sind lediglich dann in Betracht, wenn für eine Hochwasserdetektion in sehr kleinräumigen Bereichen (z.B. urbanen Gebieten) eine höchstmögliche räumliche Auflösung benötigt wird.

2.4 Wassererkennung und Abschätzung von Überschwemmungsflächen

2.4.1 Allgemeine Wassererkennung mit TerraSAR-X

2.4.1.1 Einleitung

Im diesem Kapitel wird ein Überblick über die im Projekt SAR-HQ entwickelten Methoden für die automatisierte Detektion von allgemeinen Wasserflächen aus hochauflösenden Satelliten-SAR-Daten, speziell vom deutschen Satelliten TerraSAR-X, gegeben.

Zunächst werden in 2.4.1.2 überblicksmäßig die in hochauflösenden SAR-Daten auftretenden Erscheinungsformen von Wasserflächen vorgestellt. Kapitel 2.4.1.3 enthält die Ergebnisse einer statistischen Untersuchung von TerraSAR-X-Daten hinsichtlich deren Eignung für die automatisierte Wasserkartierung. In Kapitel 2.4.1.4 wird die Kohärenzmethode zur Wasserflächenkartierung in multitemporalen SAR-Daten vorgestellt. Kapitel 2.4.1.5 behandelt Texturmaße als unterstützende Datenebene zur Kartierung von Wasserflächen. Im Kapitel 2.4.1.6 werden zwei verschiedene Aktive-Kontur-Verfahren beschrieben, die zur Detektion von Wasserflächen in SAR-Daten genutzt werden können. Kapitel 2.4.1.7 fasst die Forschungsergebnisse dieses Kapitels zusammen und gibt einen Ausblick hinsichtlich des weiteren Forschungsbedarfes in diesem Themenfeld.

2.4.1.2 Analyse der Erscheinungsformen von Wasserflächen in TerraSAR-X Daten

Es ist eine komplexe Aufgabe eine globale Wassermaske zu produzieren, die unter anderem als Referenzwasserfläche (Angabe des Normalwasserstandes) für Hochwasserkartierungen genutzt werden kann. In diesem Zusammenhang ist es notwendig sich einen Überblick über verschiedene mögliche Erscheinungsformen von offenen Wasserflächen zu verschaffen, die in TerraSAR-X- bzw. TanDEM-X-Daten auftreten können.

Die Definition einer Referenzwasserfläche ist ein durchaus kontrovers zu diskutierender Aspekt, da verschiedene Einflüsse wie z.B. die Vereisung von Binnen- und auch Küstengewässern, die Gezeiten oder auch die Landnutzung (z.B. Reisanbau) zu deutlich unterschiedlichen Ausdehnungen der Referenzwasserfläche führen, je nachdem, wann die Fernerkundungsdaten aufgezeichnet wurden, auf denen die Referenzkartierung basiert.

Am DLR ist angedacht, basierend u.a. auf den im SAR-HQ-Projekt entwickelten Methoden, aus TerraSAR-X- und TanDEM-X-Daten in den Jahren 2011 bis 2013 eine Wassermaske mit globaler Abdeckung zu erzeugen. Diese Wassermaske wird eine horizontale Auflösung von 12 m aufweisen. Damit wird diese Wassermaske eine deutlich bessere Abdeckung und räumliche Auflösung haben als bisher verfügbare Referenzwassermasken. So ist gegenwärtig beispielsweise

eine aus optischen Fernerkundungsdaten (MODIS-Daten mit 250 m Auflösung) erzeugte Wassermaske sowie der SRTM Water Body Data Set (SWBD) mit 90 m Auflösung verfügbar. Letztgenannter Datensatz ist allerdings nur zwischen 60° nördlicher und 58° südlicher Breite vorhanden.

Glatte Flächen in TerraSAR-X-Daten

Der Idealfall der Erscheinung einer Wasserfläche in SAR-Daten, speziell in TerraSAR-X-Daten, ist, dass die Wasserfläche bezogen auf die X-Band-Wellenlänge (3 cm) „glatt“ ist. In diesem Fall wird aufgrund der spiegelnden Reflexion an der glatten Wasseroberfläche nahezu die gesamte Energie des vom Satelliten ausgesendeten Signals vom Sensor wegreflektiert. Nur ein sehr geringer Rückstreuwert wird vom Empfangsinstrument des Satelliten aufgezeichnet, so dass derartige Wasserflächen in den SAR-Bilddaten dunkel bis schwarz erscheinen (siehe Abbildung 9). In diesem Fall ist die Detektion der offenen Wasserflächen mit einem Amplitudenschwellwertverfahren eine verhältnismäßig problemlose Aufgabe.



Abbildung 9: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, HighResolution-SpotLight Modus, horizontale Polarisation (HH), 02.12.2007, Lindau (Bodensee, Deutschland), die dunklen Flächen zeigen eine ungestörte glatte Wasseroberfläche

Leider sind glatte Flächen in SAR-Bilddaten jedoch nicht auf Wasserflächen beschränkt. Auch anthropogene Objekte wie z.B. Straßen, Sportplätze oder Landebahnen (siehe Abbildung 10) an Flughäfen erscheinen bezogen auf die X-Band-Wellenlänge als „glatt“. Dieser Fakt muss berücksichtigt werden, wenn zur Wasserflächenenerkennung ausschließlich ein Amplitudenschwellwertverfahren genutzt werden soll. Eine manuelle / visuelle Nachbearbeitung bzw. die Nutzung von Zusatzdaten (z.B. GIS-Daten) kann in diesem Fall Abhilfe schaffen.

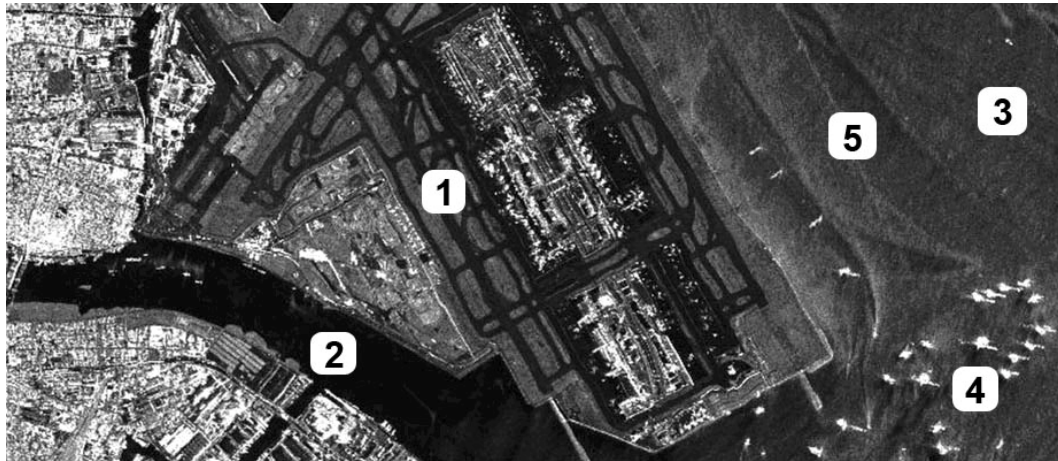


Abbildung 10: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, SpotLight Modus, vertikale Polarisation (VV), 12.11.2007, Tokio (Japan). Die Start- und Landebahnen des Haneda-Flughafens (1) erscheinen dunkel aufgrund ihrer glatten Oberfläche, der von Westen mündende Fluss (2) erscheint dunkler als das offene Meer (3) im östlichen Bereich des Bildes, die hellen Punkte auf der Meeresoberfläche zeigen Schiffe (4), deren Kielwasser werden als lineare Strukturen (5) sichtbar

Raue Wasserflächen

Die umfassenden Erfahrungen, die seit dem Start von TerraSAR-X in den vergangenen drei Jahren gewonnen wurden, zeigen, dass es der Normalfall bei der Analyse von Wasserflächen ist, dass diese zu einem bestimmten Ausmaß rau sind. Das bedeutet, dass diese Wasserflächen nicht dunkel in den TerraSAR-X-Daten erscheinen, sondern vielmehr eine bestimmte regelmäßige oder unregelmäßige Struktur, Textur bzw. ein Muster aufweisen. Es existieren sowohl raue Wasserflächen mit einem regelmäßigen Wellenmuster als auch Wasserflächen mit einer heterogenen Oberflächenstruktur.

Der Einfluss des Windes führt zu einer Kräuselung bzw. zur Ausbildung von Wellen auf Wasseroberflächen (Lee und Jurkevich 1990, Mason und Davenport 1996). Je größer eine Wasserfläche ist, desto anfälliger ist sie für die Entstehung von Wellen. Während schmale Flüsse nur selten auf SAR-Daten sichtbare Windstrukturen aufweisen, ist die Meeresoberfläche entlang von Küstenlinien oft durch große von Wind verursachte Wellenbildungen betroffen, die entsprechend auch in TerraSAR-X-Daten gut sichtbar sind (siehe Abbildung 11). Im rechten Bild sind verschiedene Wasser-Wellenlängen bzw. Wellenhöhen im Bereich des Auftreffens der Wellenfronten auf die Küstenlinie sichtbar. Sogar die Brechung der Wellen im Mündungsbereich des Fjordes ist gut erkennbar.

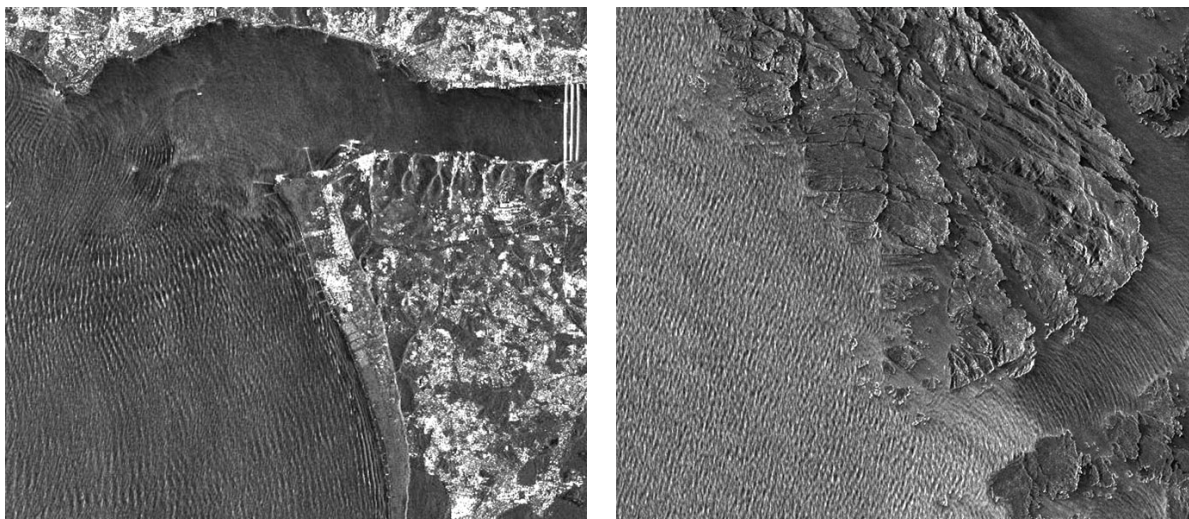


Abbildung 11: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, StripMap Modus, horizontale Polarisation (HH), 30.03.2008, Lissabon (Portugal), regelmäßiges Wellenmuster auf offener Meeresoberfläche, der von Osten mündende Fluss Tejo weist eine vergleichsweise glatte Wasseroberfläche auf (links); Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, StripMap Modus, horizontale Polarisation (HH), 02.03.2008, nahe Bergen (Norwegen), verschiedene Wellenmuster auf der Meeresoberfläche

Im verallgemeinerten Fall rauer Wasserflächen weisen diese keine regelmäßigen Wellenmuster auf. Heterogene Strukturen auf Wasseroberflächen werden überwiegend durch Windeinfluss verursacht. Während regelmäßige Wellenmuster überwiegend auf Meeresoberflächen vorkommen, treten unregelmäßige Strukturen häufiger auf der Oberfläche von Binnenseen auf (siehe Abbildung 12). Höhere Oberflächenrauheit auf Wasseroberflächen führt zu höheren Rückstreuwerten des ausgesendeten Radarsignals. Die Ursache dafür ist, dass die dem Sensor zugewandten Seiten der Wasserwellen vermehrt Energie in Richtung Satellit zurückstreuen. Bei ganz glatten Wasserflächen wird dahingegen die komplette eintreffende Energie spiegelnd wegreflektiert. Rauheitsunterschiede auf Wasseroberflächen können auch durch weitere Effekte verursacht werden, zum Beispiel reliefbedingte Windschattensituationen, Ölverschmutzungen (die in geglätteten Wasseroberflächen resultieren) sowie Turbulenzen an Flussläufen.



Abbildung 12: Ausschnitt zweier TerraSAR-X-Szenen, beide im HighResolution-SpotLight Modus, horizontale Polarisation (HH), 07.12.2007 (a), vertikale Polarisation (VV), 06.04.2008 (b), Lindau (Bodensee, Deutschland). Verschiedene heterogene Strukturen sind auf der Seeoberfläche gut sichtbar.

Wasserflächen im Gebirge

Zur Detektion von Wasserflächen im Hochgebirge mit steilen Hängen ist es notwendig die geometrischen Effekte zu berücksichtigen, die aus der Seitensichtgeometrie der Radaraufnahmen resultieren. Es handelt sich um die Effekte Radarschatten und Überlagerung (Layover) (Song et al. 2007). In Abbildung 13a wird deutlich, dass dunkel erscheinende Radarschattenbereiche direkt an dunkle (glatte) Wasserflächen angrenzen können. Aufgrund der Radar-Seitensichtgeometrie werden die sogenannten Radarschatten nicht vom Sensor beleuchtet, so dass von diesen Bereichen auch keine Energie zurückgestreut werden kann. Das Amplitudenschwellwertverfahren ist in diesem Falle nicht ausreichend, um die See-Oberfläche exakt abgrenzen zu können. Das Ergebnis wäre eine Überschätzung der Seefläche, die in einer Wassermaske resultieren würde, die sich an einem steilen Hang befindet. Abbildung 13b zeigt, dass bei bestimmten Radareinfallswinkeln Geländebereiche mit steilen Hangneigungen zu sogenannten Überlagerungseffekten führen können, die darin resultieren, dass Berge auf Wasserflächen abgebildet werden können. Die östlichen Teile des Traunsees sind im Beispiel nicht sichtbar, da sie durch die westlichen Bergflanken des Traunsteins verdeckt werden (siehe Abbildung 13b).

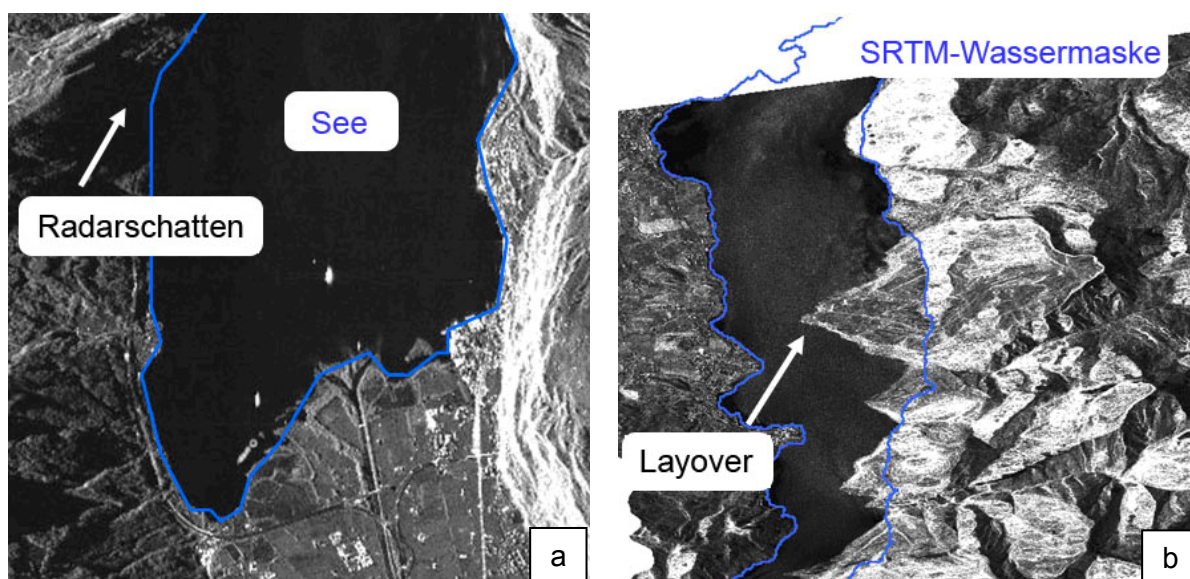


Abbildung 13: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, SpotLight Modus, vertikale Polarisierung (VV), 10.10.2007, Vierwaldstätter See (Schweiz). Dunkle Radarschattenbereiche grenzen direkt an dunkle See-Bereiche (a). Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, SpotLight Modus, horizontale Polarisierung (HH), 06.12.2007, Traunsee (Österreich), der Berggipfel des Traunsteins wird als sogenannter Layover-Effekt auf der Seeoberfläche abgebildet (b)

Wasserflächen mit Vegetationseinfluss

In Abhängigkeit des Vegetationstyps und der verwendeten Polarisierung kann der sogenannte Double-Bounce-Rückstreueffekt (doppelte Reflexion) in TerraSAR-X-Bildern überfluteter Gebiete deutlich sichtbar sein. Der Einfluss des Double-Bounce-Effekts muss insbesondere für unterflutete Vegetation beachtet werden, die lange Zweige und Gestrüpp über der Wasseroberfläche enthält. Der Double-Bounce-Effekt führt zu deutlich höheren Rückstreuwerten in überfluteten

Vegetationsgebieten im Vergleich zu den sehr geringen Rückstreuwerten glatter Wasserflächen aufgrund spiegelnder Reflexion (siehe Abbildung 14). In dichteren Waldgebieten können die Radarpulse von SAR-Sensoren mit kleineren Wellenlängen (z.B. X-Band) die Vegetation möglicherweise nicht durchdringen, so dass in diesem Falle die Rückstreuung überwiegend im Bereich der Baumoberkanten erfolgt. Dies erzeugt einen deutlich geringeren Double-Bounce-Effekt. In diesem Fall wären die Rückstreuwerte vergleichbar zu denen nicht-überfluteter Waldgebiete, was eine Abgrenzung von überschwemmten Waldgebieten entweder stark erschwert oder unmöglich macht. In unterfluteten Waldgebieten treten im Allgemeinen zwei Effekte auf. Zum einen der Backscatter aus den Baumkronen und zum anderen Double-Bounce Effekte durch Radarstrahlen, die in Lücken auf die Wasseroberfläche gelangen und an Ästen bzw. Baumstümpfen zurück zum Sensor reflektiert werden. Deshalb ist der Backscatter dieser Bereiche unter Umständen sogar höher als in einer nicht-unterfluteten Situation. Uferlinien von Seen, Flüssen oder auch des Meeres sind oft durch einen Streifen von Saumvegetation gekennzeichnet. Der Double-Bounce-Effekt entlang dieser Linien kann eine Unterschätzung der Ausdehnung von Wasserflächen zur Folge haben, da diese hellen Linien nicht als Wasser-, sondern als Landflächen klassifiziert würden. Der Double-Bounce-Effekt ermöglicht hinsichtlich der Datenanalyse die Ausweisung einer eigenen Klasse „unterflutete Vegetation“ ergänzend zur Klasse offene Wasser-/Hochwasserfläche, allerdings nur in dem Fall, wenn sich das Signal in diesen Bereichen deutlich von der "Vorher-Situation" unterscheidet. Dies ist insbesondere relevant für die Kartierung von Hochwasserereignissen in der tropischen bzw. subtropischen Klimazone, da in diesen Gebieten regelmäßig große Sumpf-, Wald- bzw. Mangrovegebiete von Überschwemmungen mit unterfluteter Vegetation betroffen sind.



Abbildung 14: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, StripMap Modus, horizontale Polarisation (HH), 27.03.2008, Clarendon (USA). Glatte Wasserflächen im Bereich des White Rivers erscheinen dunkel. Aufgrund eines Hochwassers ist das Flussbett verbreitert. Die an die offenen Wasserflächen angrenzenden hellen homogenen Flächen sind unterflutete Waldgebiete.

Eisbedeckte Wasserflächen

Eisbedeckung auf Wasserflächen ist erkennbar durch erhöhte Rückstreuwerte. Eisschollen können sowohl regelmäßige als auch unregelmäßige Formen aufweisen (siehe Abbildung 15b) (Liu und Jezek 2004a, 2004b). Für die Hochwasserkartierung im Winter ist das Thema Eis dahingehend relevant, da Eisstau an teilweise zugefrorenen Flüssen sich entwickelnde Hochwassersituationen verschärfen kann. Eine frühzeitige Erkennung auch mithilfe von TerraSAR-X-Daten (siehe Abbildung 15a) kann in diesem Fall zur Katastrophenvorsorge /-bewältigung beitragen. Vor dem Hintergrund der Erzeugung einer globalen Referenzwassermaske für Hochwasserereignisse muss zwischen Gewässern mit saisonaler (subpolare und gemäßigte Klimazone) sowie mit ganzjähriger Vereisung (polare Klimazone) unterschieden werden. Diese Referenzwassermaske wird im Überlappungsbereich mehrerer Aufnahmestreifen verschiedene saisonale Eisbedeckungsstände zeigen. In der polaren Klimazone ist damit zu rechnen, dass die TanDEM-X-Wassermaske aufgrund der kontinuierlichen Eisbedeckung nahezu keine offenen Wasserflächen enthalten wird.

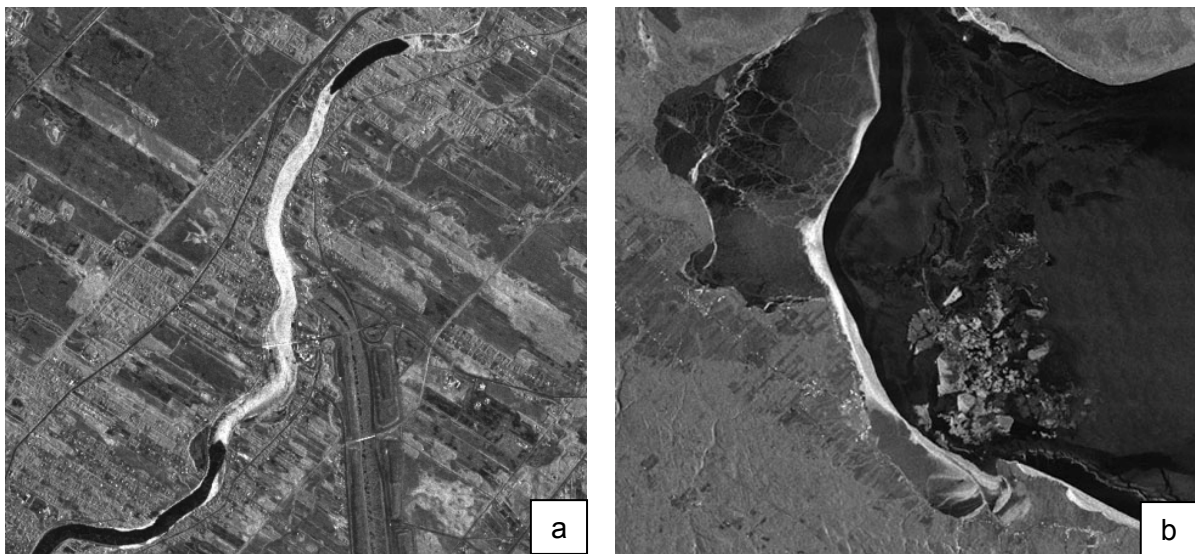


Abbildung 15: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, SpotLight Modus, horizontale Polarisation (HH), 28.03.2009, Lockport (Kanada). Helle Flussbereiche kennzeichnen einen Eisstau, der das Abfließen des Hochwassers des Red Rivers behindert hat (a). Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, ScanSAR Modus, horizontale Polarisation (HH), 05.12.2007, Lac Saint-Jean (Kanada), Binnensee mit saisonaler Vereisung (b).

Flüsse

Flüsse sind aufgrund ihrer geringen Breite im Allgemeinen nur wenig anfällig für durch Wind verursachte Wellen und erscheinen daher als glatte Flächen in SAR-Daten überwiegend dunkel. Im Falle einer erhöhten Fließgeschwindigkeit können allerdings auch Flussoberflächen aufgeraut sein, was erhöhte Rückstreuwerte zur Folge hat. Ein derartiger Turbulenzeffekt an einer Wasseroberfläche ist in Abbildung 16 erkennbar.



Abbildung 16: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, HighResolution-SpotLight Modus, horizontale Polarisation (HH), 01.01.2008, Schaffhausen (Schweiz). Die glatte Wasseroberfläche des Rheins erscheint im Bild dunkel, die helleren Stellen entlang des Flusslaufes werden durch Turbulenzen an der Wasseroberfläche im Bereich des Rheinfalles verursacht.

Urbane Gebiete

Vorwissen über die Bebauungsstruktur sowie die Gebäudehöhen ist notwendig, um Wasserflächen, insbesondere schmale Flüsse, in urbanen Gebieten, zu detektieren. Bedingt durch die Seitensichtgeometrie des Radarsensors verursachen Gebäude Radarschatten, die aufgrund des aus diesen Bereichen nicht zurückgestreuten Signals im Radar-Bild genauso dunkel wie glatte Wasserflächen erscheinen (siehe Mason et al. 2010). Aus diesem Grund ist es schwierig, zwischen Radarschattenbereichen und Wasserflächen zu unterscheiden, vor allem in dicht bebauten Stadtgebieten. Die Verwendung steiler Radar-Blickwinkel verringert den Radarschatteneffekt. Nach Mason et al. (2010) ermöglicht die Nutzung eines hochauflösenden Oberflächenmodells eine Abschätzung über die mögliche zu detektierende Hochwasserfläche (Sicherheits- bzw. Unsicherheitsbereich). Nur Kanäle mit einer bestimmten Mindestbreite bezogen auf den jeweiligen verwendeten Radareinfallswinkel und die Höhen der angrenzenden Gebäude können sicher erkannt werden (siehe Abbildung 17a und 17b). Die Unterscheidung zwischen Flüssen und breiteren Straßen innerhalb bebauter Gebiete ist ebenfalls schwierig, da beide eine ähnlich glatte Oberfläche aufweisen können.



Abbildung 17: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, HighResolution-SpotLight Modus, horizontale Polarisation (HH), 27.11.2007, Venedig (Italien). Die Kanäle innerhalb des dicht bebauten Stadtgebietes erscheinen als dunkle Linien (a); Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, SpotLight Modus, horizontale Polarisation (HH), 12.11.2007, Amsterdam (Niederlande), Kanäle und Straßen innerhalb des dicht bebauten Innenstadtbereiches lassen sich visuell nur schwer unterscheiden (b).

Niederschlagseffekte

TerraSAR-X-Daten können nahezu unabhängig von Wetter- und Tageslichtbedingungen aufgezeichnet werden, da Wolken von den elektromagnetischen X-Band-Wellen weitgehend störungsfrei durchdrungen werden. Unter bestimmten Bedingungen können jedoch sogenannte Hydrometeore in TerraSAR-X-Daten bzw. auch in SAR-Daten anderer Sensoren mit vergleichbarer Wellenlänge sichtbar werden. Dabei handelt es sich beispielsweise um große Regentropfen im Wolkenverband oder auch Eiskristalle wie Schnee oder Hagel. Diese Effekte können sowohl als dunkle als auch als helle Bildstrukturen verschiedener Größe mit unscharfen Kanten auftreten (siehe Abbildung 18a und 18b). Helle Bildstrukturen entstehen durch die verstärkte Signalrückstreuung an Hydrometeoren, wohingegen die dunkleren Bildstrukturen Bereiche der Signalabschwächung (Abschattung) in Satellitenblickrichtung hinter dem Hydrometeor kennzeichnen (Dankmayer et al. 2009). Im Falle von dunklen Strukturen können Hydrometeore fälschlicherweise als glatte Wasserflächen klassifiziert werden, wenn das Amplitudenschwellwertverfahren genutzt wird. Helle Hydrometeore können die Erkennung von glatten (dunklen) Wasserflächen stören. Sichtbare Hydrometeor-Effekte treten überwiegend in den Tropen und Subtropen auf. Jedoch können diese Hydrometeor-Effekte auch in anderen Regionen nicht ausgeschlossen werden. Diese Effekte wurden bereits in TerraSAR-X-Daten in der gemäßigten Klimazone über Europa beobachtet (z.B. in einer StripMap-Szene, HH-Polarisation bei 45° nördlicher Breite sowie bei einer SpotLight-Szene, HH-Polarisation bei 59° nördlicher Breite).

Die Wahrscheinlichkeit des Auftretens sichtbarer Hydrometeor-Effekte steigt mit zunehmender Regenrate (Regenmenge pro Zeiteinheit). Die durch die Hydrometeor-Effekte verursachte Signalabschwächung ist größer im kurzwelligen X-Band im Vergleich zum langwelligeren C- bzw. L-Band (Danklmayer 2008, Danklmayer et al. 2009). Demzufolge treten derartige Störeffekte in Daten langwelligerer Sensoren wie z.B. Envisat ASAR oder ALOS PALSAR seltener auf. Die Häufigkeit des Auftretens solcher Niederschlagseffekte für verschiedene geographische Großregionen der Erde wird gesondert in Kapitel 2.4.1.3 ausgewertet.

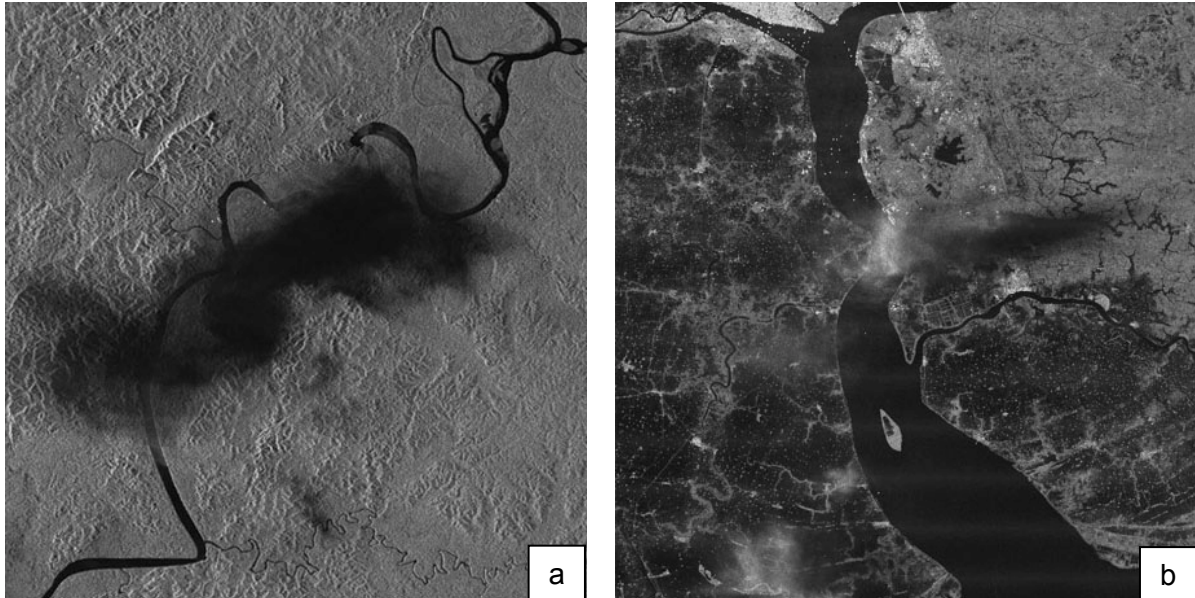


Abbildung 18: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, StripMap Modus, horizontale Polarisation (HH), 18.03.2008, Kolumbien. Ein Fluss mit glatter Wasseroberfläche sowie ein flächenhafter Hydrometeor sind als dunkle Bildbereiche sichtbar (a); Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene, ScanSAR Modus, horizontale Polarisation (HH), 08.05.2008, Yangon (Myanmar). Fluss sowie angrenzende überschwemmte landwirtschaftliche Flächen – der durch dunkle und helle Strukturen gekennzeichnete Hydrometeor in der Bildmitte stört die Auswertung des Hochwasserereignisses (b).

2.4.1.3 Statistische Analyse von TerraSAR-X-Daten hinsichtlich ihrer Eignung zur Wasserkartierung

Hintergrund

Mit dem Start des Satelliten TanDEM-X am 21. Juni 2010 hat am DLR das Projekt TanDEM-X begonnen, welches das Ziel hat ein weltweites Digitales Höhenmodell (DHM) zu erzeugen (Krieger et al. 2007). Ein Geodatenprodukt, das im Kontext dieses Projektes erstellt werden soll, ist eine weitgehend globale Wassermaske (Hahmann et al. 2010). Diese globale Wassermaske wird ein in dieser Form bisher nicht zur Verfügung stehender Datensatz hoher Qualität sein, der als Referenzdatensatz - die Normalwasserstände enthaltend - für zukünftige Hochwasserkartierungen aus Satellitenfernerkundungsdaten von großer Bedeutung sein wird.

Für die automatisierte Ableitung von Wasserflächen aus SAR-Daten sind die Rückstreuungseigenschaften dieser von entscheidender Bedeutung. Die durchgeführte Untersuchung hatte das Ziel, mögliche Störeinflüsse für eine weitestgehend automatische Wasserflächenkartierung zu erkennen und zu quantifizieren. Da bei den Untersuchungen die für das TanDEM-X Projekt erforderliche Wasserkartierung berücksichtigt wurde, beschränkten sich die Analysen auf die für TanDEM-X relevanten Aufnahmeparameter. Aus diesem Grund wurden vor allem TerraSAR-X-Daten im StripMap-Modus mit vertikaler Polarisation betrachtet. Die Ergebnisse der Untersuchung lassen sich jedoch weitestgehend auch auf Datensätze mit anderen Aufnahmeparametern übertragen.

Der Schwerpunkt der Analyse lag auf der Quantifizierung der Anteile von durch Wind und Wellengang aufgerauten Wasserflächen, welche deren automatisierte Detektion erschweren, sowie der Erkennung von Niederschlagseffekten. Weitere betrachtete Bildinhalte waren unter anderem Vegetation sowie Eis auf bzw. in der Nähe von Wasserflächen, aufnahmegeometriebedingte Effekte wie Radarschatten und Layover, Ölvermutzungen, sowie anthropogene Objekte wie Brücken und Flughäfen.

Um einen repräsentativen Querschnitt vorhandener TerraSAR-X-Daten zu betrachten, wurden Daten aus dem TerraSAR-X-Datenarchiv über einen Zeitraum von 10 Monaten betrachtet (01.01.2009 - 19.10.2009, insgesamt 486 Szenen). Um sicherzugehen, dass die zu betrachteten Datensätze überhaupt einen Teil Wasserflächen enthalten, wurde für die Datenauswahl eine räumliche Geodaten-Verschneidung der Lage der TerraSAR-X-Archivszenen mit den Küstenlinien der GSHHS-Wassermaske (Wessel and Smith 1996) durchgeführt.

Da insbesondere der Einfluss des Radareinfallswinkels auf die Häufigkeit von aufgerauten Wasserflächen untersucht werden sollte, wurden Datensätze mit drei verschiedenen Einfallswinkelbereichen ausgewählt:

- Kleine Einfallswinkel: strip 3,4,5; Einfallswinkelbereich $19,5^{\circ}$ - $28,7^{\circ}$; 137 Szenen
- Mittlere Einfallswinkel: strip 8,9; Einfallswinkelbereich $30,8^{\circ}$ - $37,3^{\circ}$; 189 Szenen
- Große Einfallswinkel: strip 13,14; Einfallswinkelbereich $41,0^{\circ}$ - $45,9^{\circ}$; 160 Szenen

Die Wasseroberflächenbeschaffenheit wurde visuell in drei Gruppen klassifiziert (nicht aufgeraut, leicht aufgeraut bzw. stark aufgeraut). Die Klasse „glatt“ wurde nur vergeben, wenn die komplette Szene frei von rauen Wasserflächen war. Entsprechend wurden Datensätze in die beiden anderen Klassen eingeteilt, sobald ein Teil der vorhandenen Wasserflächen davon betroffen war (siehe Abbildung 19). Die Ergebnisse der Analysen wurden in Tabellen, Diagrammen sowie Karten zusammengestellt.

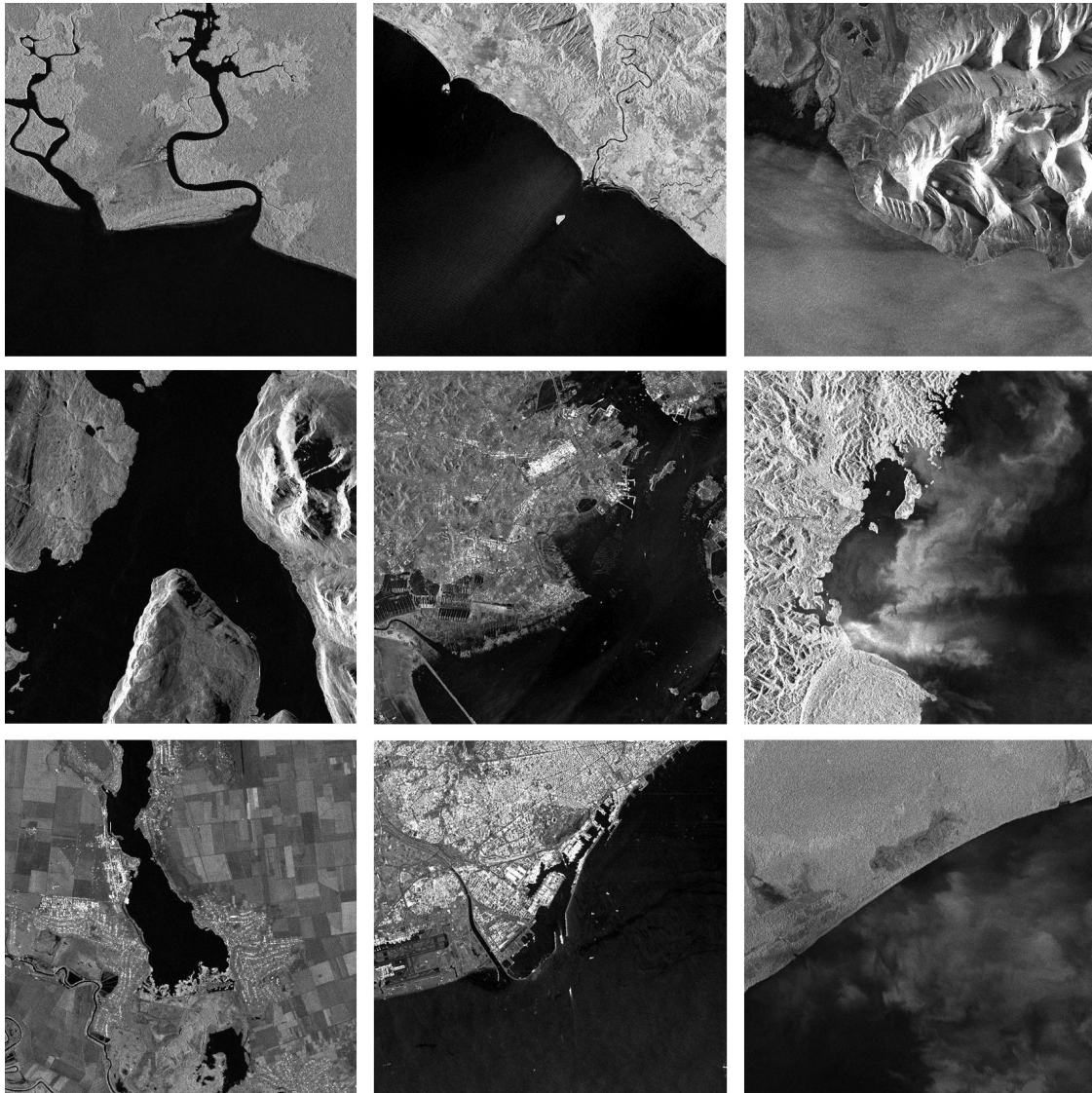


Abbildung 19: Ausschnitte von TerraSAR-X-Szenen, StripMap Modus, vertikale Polarisation (VV). Beispiele für als glatte (links), leicht aufgeraute (mitte) bzw. stark aufgeraute Wasserflächen (rechts) klassifizierte Szenen; Aufnahmegebiete von links oben nach rechts unten: Indonesien, Indonesien, Svalbard, Norwegen, China, Indonesien, Ukraine, Spanien, Indonesien

Ergebnisse

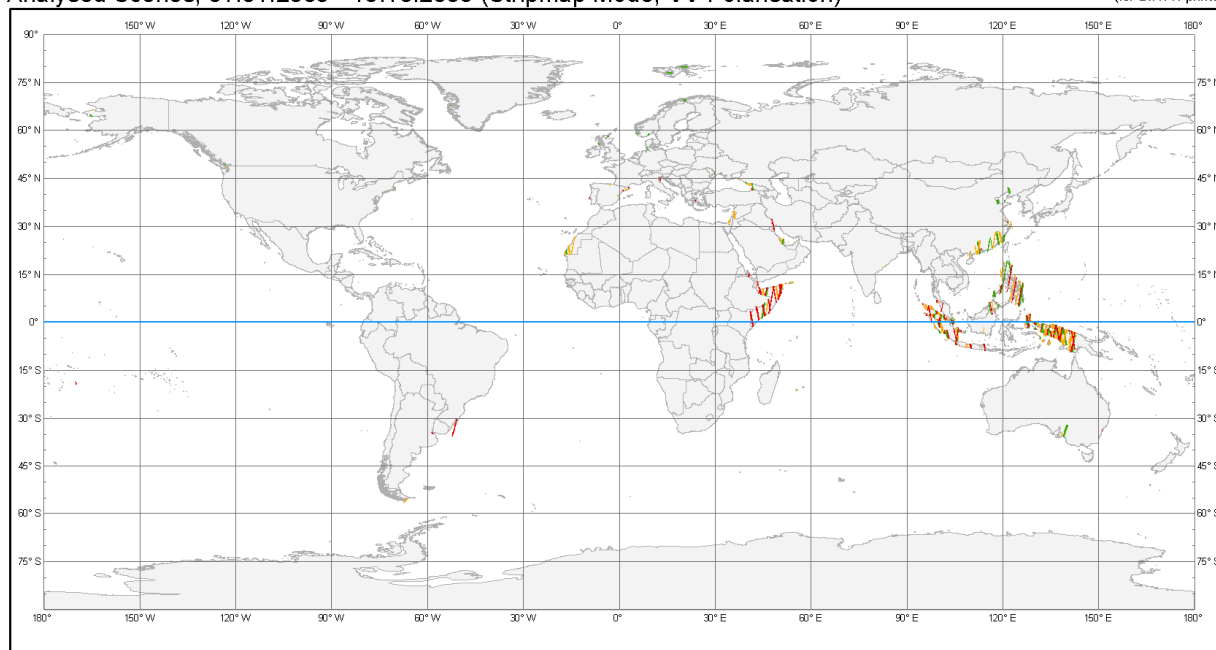
Rauheit von Wasserflächen

Mit der durchgeführten Untersuchung von TerraSAR-X-Daten wurden Szenen aus vielen verschiedenen Regionen der Erde betrachtet. Aufgrund der vorhandenen Datenlage im TerraSAR-X-Datenarchiv des DLR kann die Auswahl der Szenen als nicht vollkommen repräsentativ für einen globalen Maßstab angesehen werden. Obwohl gewisse Häufungen von Datensätzen vor allem in Ostafrika (Somalia) und in Südostasien (Indonesien, Philippinen) auftraten (vergleiche Abbildung 20), konnten neben diesen Schwerpunktregionen auch Szenen aus einem weiten Bereich von geographischen Breitengraden untersucht werden (siehe Abbildung 21).

TerraSAR-X Data Analysis

Analysed Scenes, 01.01.2009 - 19.10.2009 (Stripmap Mode, VV Polarisation)

1:150.000.000
(for DIN A4 prints)



Legend

- analysed TerraSAR-X scene in strip 3,4,5 (incidence angle: 19.5 - 28.7°; Number of Scenes: 137)
- analysed TerraSAR-X scene in strip 8,9 (incidence angle: 30.8 - 37.3°; Number of Scenes: 189)
- analysed TerraSAR-X scene in strip 13,14 (incidence angle: 41.0 - 45.9°; Number of Scenes: 160)

© DLR, 2009

Abbildung 20: Lage der untersuchten TerraSAR-X-Szenen

Ein Schwerpunkt der Untersuchungen war eine Abschätzung, ob ein Zusammenhang zwischen der Häufigkeit des Auftretens von aufgerauten Wasserflächen und dem verwendeten Radareinfallswinkel besteht. Diese Vermutung konnte bestätigt werden. Bei kleineren (steileren) Einfallswinkeln (strip 3, 4, 5; 19,5° – 28,7°) treten deutlich häufiger aufgeraute Wasserflächen als bei größeren (flacheren) Einfallswinkeln auf (strip 13,14; 41,0° - 45,9°). Die Werte für mittlere Einfallswinkel ordnen sich erwartungsgemäß dazwischen ein (Abbildung 22). Die auftretende Differenz zur Gesamtanzahl von 486 Szenen erklärt sich darin, dass einige untersuchte Szenen einen zu kleinen Wasserflächenanteil aufwiesen, der nicht auswertbar war. Es wurde eine separate Auswertung der Anteile rauer Wasserflächen für Meereswasserflächen (Tabelle 2) und für Binnengewässer (Tabelle 3) durchgeführt. In insgesamt 475 Szenen wurden Meereswasserflächen analysiert, für Binnenwasserflächen waren es nur 309 Szenen.

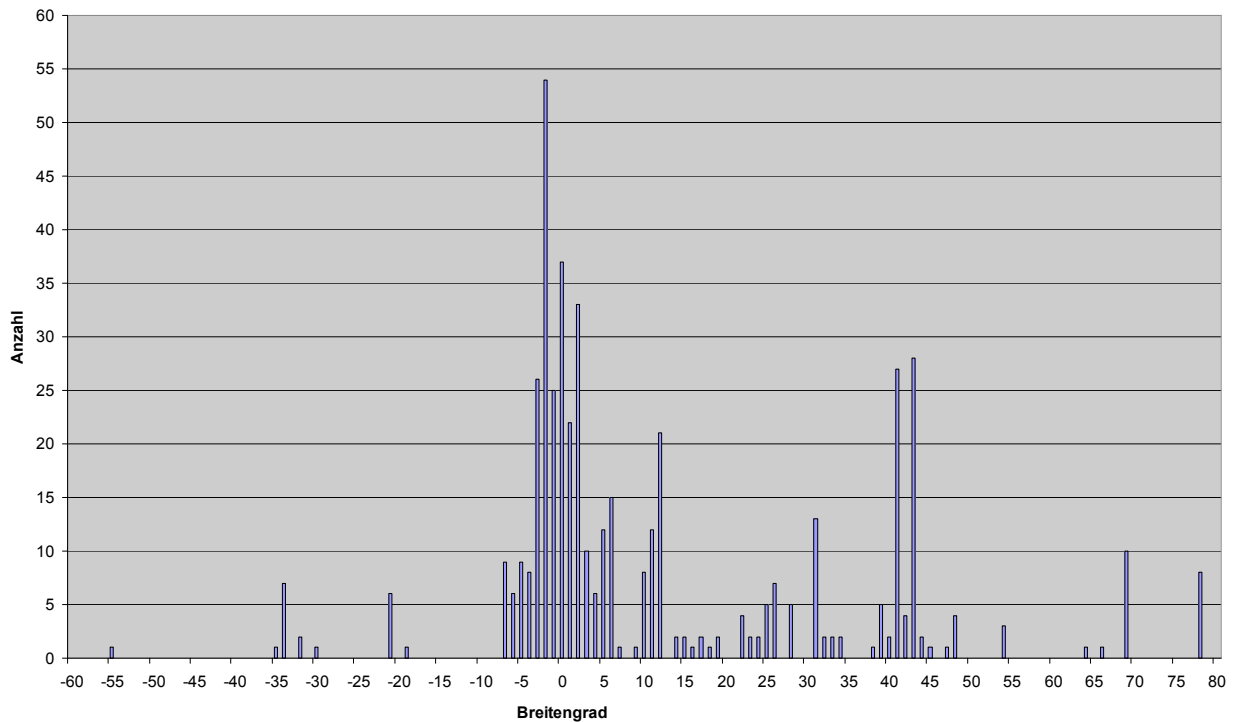


Abbildung 21: Verteilung der untersuchten TerraSAR-X-Szenen nach geographischer Breite

Die große Mehrheit aller betrachteten Szenen mit Meereswasserflächen enthielt Bereiche stark aufgerauter Wasserflächen (57,5 % bis 95,2 %). Der Anteil nur leicht aufgerauter Meereswasserflächen stieg von 4,8 % (strip 3, 4, 5) über 14,3 % (strip 8, 9) auf 37,5 % (strip 13, 14) an. Vollständig glatte Meereswasserflächen konnten nur im Bereich der großen Einfallswinkel festgestellt werden (strip 13, 14 mit 5,0 %).

Für Binnenwasserflächen konnten deutlich weniger Probleme durch aufgeraute Wasserflächen im Vergleich zu den Meereswasserflächen erkannt werden. Vollständig glatte Binnenwasserflächen traten im Durchschnitt aller betrachteten Einfallswinkelbereiche in 15,5 % aller Fälle auf. Die bei den Meereswasserflächen beobachteten Verhältnisse von leicht und stark aufgerauten Wasserflächen konnten durch die Ergebnisse für die Binnenwasserflächen bestätigt werden. Hier nimmt der Anteil der stark aufgerauten Wasserflächen von den steilen Einfallswinkeln (strip 3, 4, 5 mit 46,5 %) über die mittleren Einfallswinkel (strip 8, 9 mit 43,3 %) zu den flacheren Einfallswinkeln (strip 13, 14 mit 21,9 %) hin deutlich ab. Demgegenüber steigt der Anteil der Szenen mit leicht aufgerauten Wasserflächen von den steilen Winkeln (29,1 %) über die mittleren Winkel (52,0 %) bis zu den flachen Einfallswinkeln (56,3 %) signifikant an. Es sei abschließend nochmals darauf hingewiesen, dass in vielen Fällen nur ein Teil der betrachteten TerraSAR-X-Szene raue Wasserflächen enthält. Größere Gebiete der Satellitenszenen weisen oft glatte Wasserflächen auf.

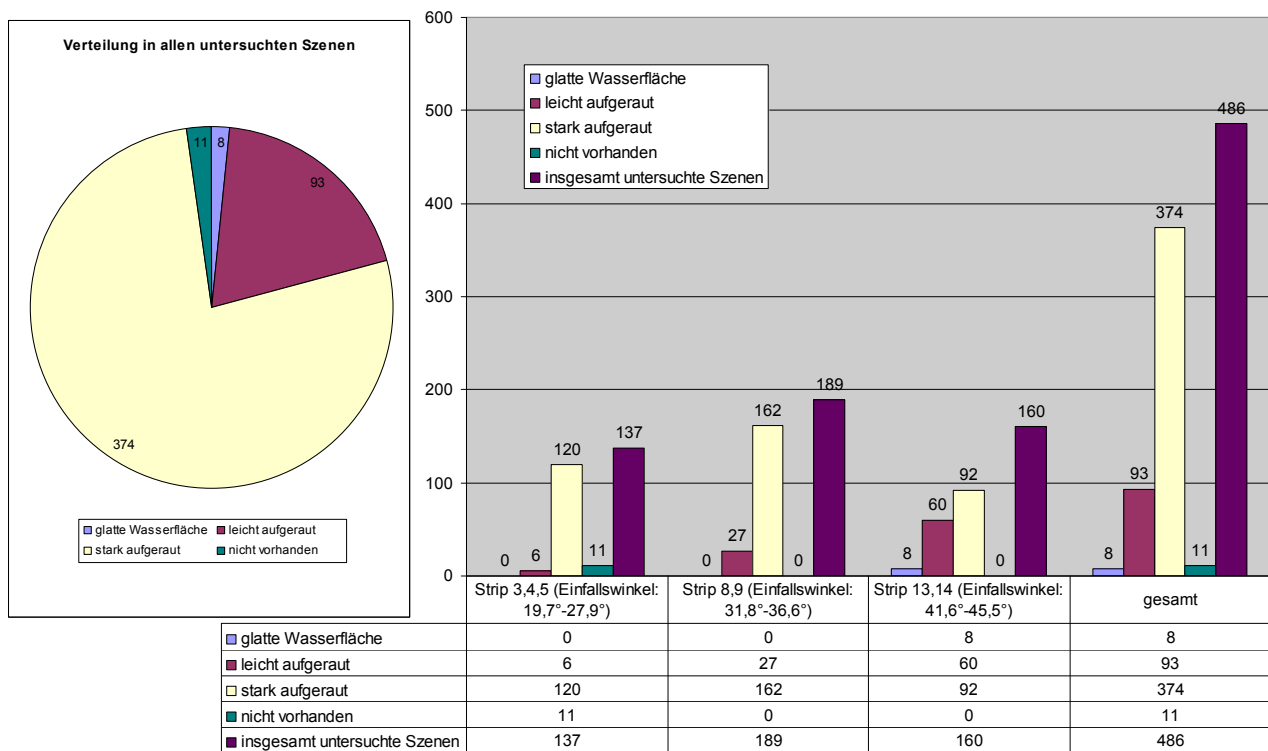


Abbildung 22: Anzahl von Szenen mit glatten, leicht aufgerauten bzw. stark aufgerauten Meereswasserflächen in Abhängigkeit des Radareinfallswinkels

Tabelle 2: Prozentuale Verteilung von Szenen mit glatten bzw. rauen Meereswasserflächen in Abhängigkeit des Radareinfallswinkels

Einfallswinkel	Anzahl der Szenen	% glatt	% leicht aufgeraut	% stark aufgeraut
strip 3,4,5	126	0,0	4,8	95,2
strip 8,9	189	0,0	14,3	85,7
strip 13,14	160	5,0	37,5	57,5
Summe	475	1,7	19,6	78,7

Tabelle 3: Prozentuale Verteilung von Szenen mit glatten bzw. rauen Binnenwasserflächen in Abhängigkeit des Radareinfallswinkels

Einfallswinkel	Anzahl der Szenen	% glatt	% leicht aufgeraut	% stark aufgeraut
strip 3,4,5	86	24,4	29,1	46,5
strip 8,9	127	4,7	52,0	43,3
strip 13,14	96	21,9	56,3	21,9
Summe	309	15,5	46,9	37,5

Aus den vorliegenden Ergebnissen lässt sich feststellen, dass die Effekte aufgerauter Wasserflächen bei Binnengewässern weit weniger ausgeprägt sind als bei Meeresoberflächen / Küstengewässern. Da die Kartierung von Hochwasserereignissen überwiegend für Binnengewässer (vor allem Flüsse) potentiell relevant ist – mit Ausnahme von Sturmfluten und tropische Stürme in küstennahen Gebieten – ist das Problem der aufgerauten Wasserflächen für diese Binnengewässer weniger kritisch und vereinfacht hier die automatisierte Wasserdetektion, zum Beispiel mit dem Amplitudenschwellwertverfahren (siehe Kapitel 2.4.2). Die Ursache für die größeren Rauheitswerte bei Meeresflächen ist in der größeren Fläche der betroffenen Wasserkörper zu sehen, da mit zunehmender Fläche die Anfälligkeit für Wind und Wellen ansteigt (siehe Kapitel 2.4.1.2).

Eine weitere Schlussfolgerung dieser Untersuchung ist die Empfehlung, dass Radar-Aufnahmen, speziell des Satelliten TerraSAR-X, die zur Kartierung von Hochwasserereignissen genutzt werden sollen, mit einem möglichst flachen Einfallswinkel (ca. 40° - 45°) durchgeführt werden sollten. Steilere Einfallswinkel (ca. 20° - 30°) sind für diesen Zweck weniger gut geeignet, da hierbei der Anteil der (vom Sensor wegreflektierenden) spiegelnden Reflexion auf den beleuchteten Wasseroberflächen geringer ist; ein größerer Anteil der emittierten Energie wird direkt zum Sensor zurück zurückreflektiert. Allerdings ist es gerade bei Hochwasserkartierungen mit Satellitendaten oft der Fall, dass keine Auswahlmöglichkeit zwischen verschiedenen Einfallswinkeln besteht, sondern dass mit dem Hintergrund einer möglichst schnellen Datenerfassung sowie nachfolgenden -auswertung die erstmögliche Satellitenszene genutzt werden muss. Für die Erstellung einer Referenzwassermaske (TanDEM-X-Projekt, Normalwasserstand), für die Aufnahmewinkel und -zeitpunkte im Voraus geplant werden können, ist dieses Wissen jedoch durchaus relevant.

Niederschlagseffekte in TerraSAR-X-Daten

Ein weiterer Aspekt, der in dieser Untersuchung betrachtet wurde, sind atmosphärische Störeffekte in TerraSAR-X-Daten, die durch visuelle Auswertung klassifiziert wurden. Im Folgenden werden diese als Niederschlagseffekte bezeichnet. Gelegentlich wird auch von Wolkeneffekten gesprochen, wobei eine vorhandene Wolkenschicht allein nicht zu sichtbaren Signalabschwächungs- bzw. Rückstreuungseffekten führt. Für Hintergründe und Details zu Niederschlagseffekten in TerraSAR-X-Daten wird auf Kapitel 2.4.1.2 sowie die Arbeiten von Dankmayer (2008) und Dankmayer et al. (2009) verwiesen. Ausgewertet wurden Niederschlagseffekte sowohl über Land- als auch über Wasserflächen, wobei eine Trennung nicht vorgenommen wurde. Hierbei ist festzustellen, dass sich diese Effekte über Landoberflächen gut identifizieren lassen, da sie durch deutlich dunklere oder hellere flächenhafte Bildbereiche gekennzeichnet sind, die sich gut von der nicht durch Niederschlagseffekte beeinflussten Umgebung unterscheiden. Niederschlagseffekte über Wasseroberflächen können mit sichtbaren Wind- und Welleneinflüssen verwechselt werden, so dass diese Klassifikation über Wasserflächen als unsicherer einzuschätzen ist. Es wurde die Häufigkeit des Auftretens von Niederschlagseffekten in Abhängigkeit der Lage einer Szene (geographische Breite) sowie des Radareinfallswinkels ausgewertet (siehe Tabelle 4). Abbildung 23 zeigt die Lage der TerraSAR-X-Szenen, in denen ein oder mehrere Niederschlagseffekte erkannt wurden.

Tabelle 4: Prozentuale Verteilung von Szenen mit Niederschlagseffekten in Abhängigkeit der geographischen Breite einer Szene (a) bzw. des Radareinfallswinkels (b)

(a)

Geograph. Breite	Anzahl der Szenen	Szenen mit Niederschlagseffekt	%-Anteil Niederschlagseffekt
10° S – 10° N	274	90	32,8
10 – 23,5° N / S	61	9	14,8
> 23,5° N / S	151	9	6,0
Summe	486	108	22,2

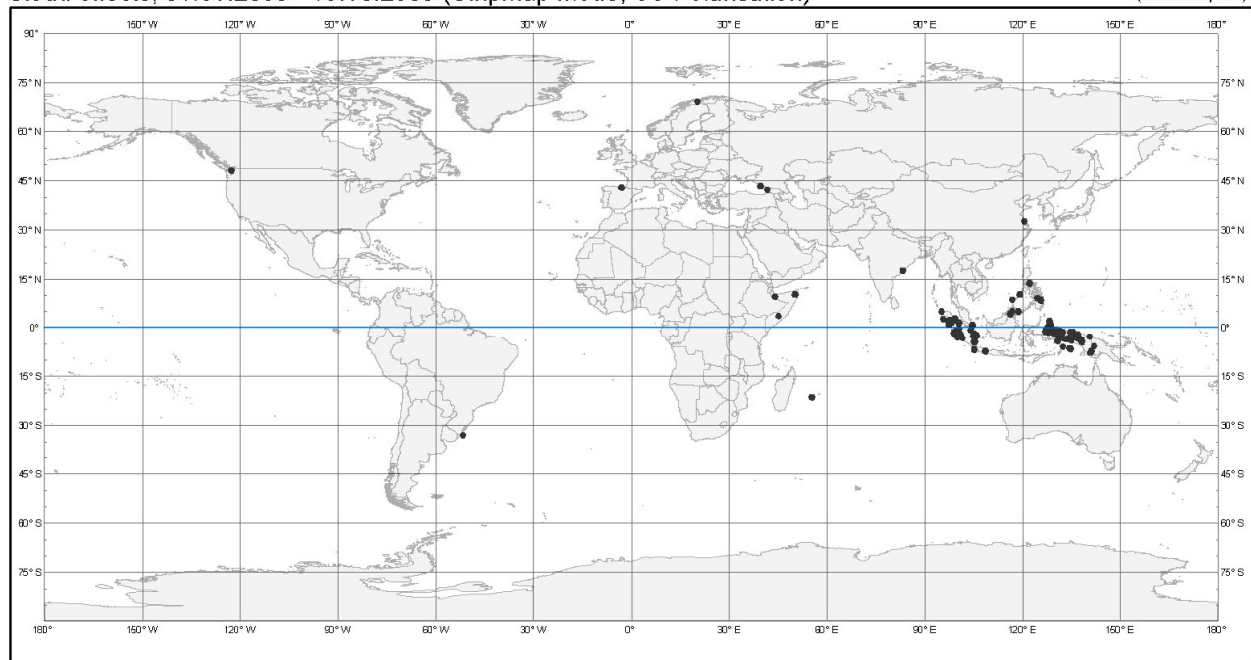
(b)

Einfallswinkel	Anzahl der Szenen	Szenen mit Niederschlagseffekt	%-Anteil Niederschlagseffekt
strip 3,4,5	137	25	18,2
strip 8,9	189	41	21,7
strip 13,14	160	42	26,3
Summe	486	108	22,2

TerraSAR-X Data Analysis

Cloud effects, 01.01.2009 - 19.10.2009 (Stripmap Mode, VV Polarisation)

1:150.000.000
(for DIN A4 prints)



Legend

- cloud effects

© DLR, 2009

Abbildung 23: Lage der TerraSAR-X-Szenen, in denen durch die Analyse ein Niederschlagseffekt identifiziert wurde

Insgesamt konnte in 108 von 486 untersuchten Szenen ein sichtbarer Niederschlagseffekt festgestellt werden, was einem Anteil von 22,2 % entspricht. Dies ist ein deutlich höherer Wert als er beispielsweise von Dankmayer et al. (2009) beobachtet wurde. Für die geographischen Breitenbereiche der Inneren Tropen (10° südliche Breite bis 10° nördliche Breite) wies sogar fast jede dritte Szene (32,8 %) einen sichtbaren Effekt auf. Im Bereich der äußeren Tropen (10-23,5° nördlicher bzw. südlicher Breite) wurde in 14,8 % der Szenen ein Niederschlagseffekt erkannt. Außerhalb der Tropen sinkt dieser Wert auf nur noch 6,0 %. Neben der Darstellung in der Weltkarte (Abbildung 23) ist die Häufung von Niederschlagseffekten in Äquatornähe ebenfalls im Histogramm (Abbildung 24) gut sichtbar.

Weiterhin konnte eine leichte Zunahme von Niederschlagseffekten mit steigendem Radareinfallswinkel beobachtet werden. Bei steilen Einfallswinkeln (strip 3, 4, 5) traten diese in 18,2 % aller Szenen auf, bei den mittleren Winkeln (strip 8, 9) in 21,7 % aller Fälle sowie bei den flachen Einfallswinkeln (strip 13, 14) bereits in 26,3 % der Szenen. Eine mögliche Erklärung hierfür ist der bei flacheren Einfallswinkeln (40°-45°) längere Ausbreitungsweg der Radarwellen durch die Atmosphäre im Vergleich zu Aufnahmen mit steilerem Einfallswinkel (20°-25°).

Für den Aspekt der Hochwasserkartierung aus TerraSAR-X-Daten ergibt sich die Schlussfolgerung, dass insbesondere in tropischen Gebieten auf die Existenz von Niederschlagseffekten geachtet werden muss. Eine visuelle Auswertung nach dem Schritt der automatischen Wasserkartierung sollte durchgeführt werden, um gegebenenfalls falsch klassifizierte Bereiche korrigieren zu können. Für die gemäßigten Breitengrade (Mitteleuropa / Deutschland) ist die Auftrittswahrscheinlichkeit von Niederschlagseffekten deutlich geringer, sollte jedoch ebenfalls bei Radar-Aufnahmen im Sommer (dickere bzw. höhere Quellwolkentürme) nicht außer Acht gelassen werden.

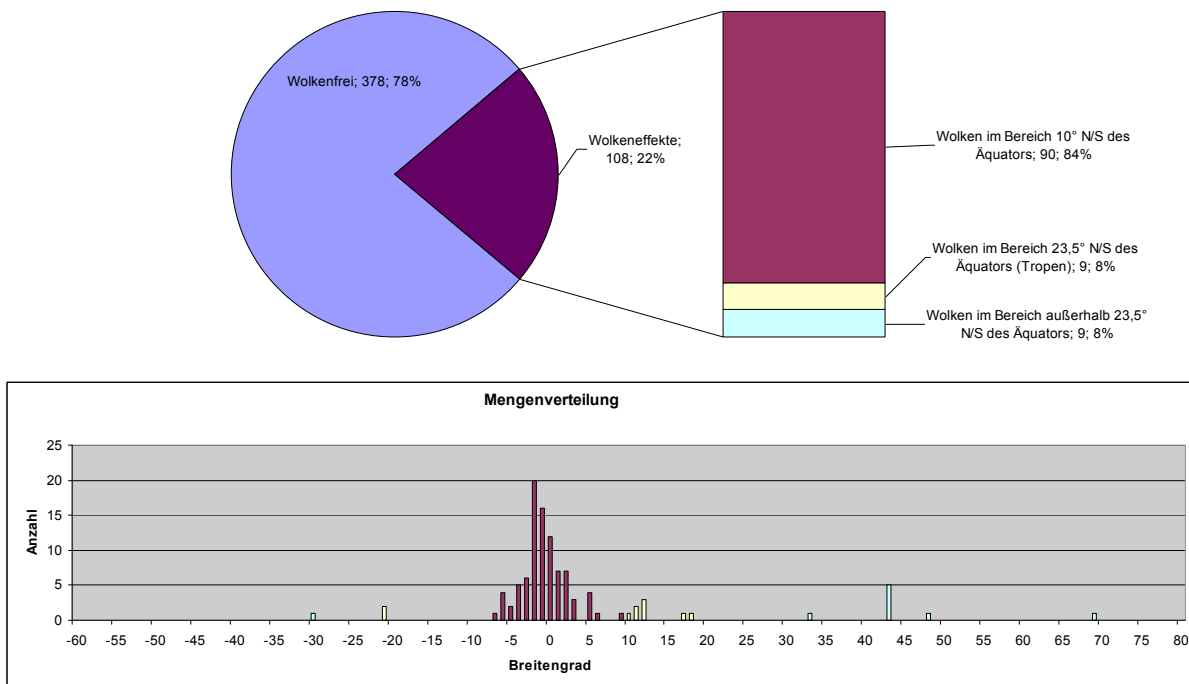


Abbildung 24: Verteilung der untersuchten TerraSAR-X-Szenen mit identifizierten Niederschlagseffekten (Wolkeneffekten) nach geographischer Breite

Weitere untersuchte Effekte

Neben rauen Wasserflächen und Niederschlagseffekten in TerraSAR-X-Daten wurden weitere für die (Hoch-) Wasserkartierung relevante Aspekte analysiert. Abbildung 25 zeigt einen Überblick über die Ergebnisse. So konnten beispielsweise in ca. 200 Szenen regelmäßige Wellenmuster – überwiegend auf Meereswasserflächen – detektiert werden. Wellenmuster können mit speziellen Methoden der Bildverarbeitung / Mustererkennung klassifiziert werden. Glättungen der aufgerauten Wasserflächen durch Ölverschmutzungen oder ähnlich erscheinende Muster traten in fast 200 Fällen auf. Stark erhöhte Rückstreuwerte (Double-Bounce-Effekt, siehe Kapitel 2.4.1.2) in der Umgebung von Wasserflächen, die auf die Existenz unterfluteter Vegetation hindeuten, traten in 20 Szenen auf. Dunkel erscheinende Dünen in Wüstengebieten, die mit dunklen Wasserflächen verwechselt werden können, wurden in 29 TerraSAR-X-Bildern beobachtet. Gebiete mit einer

zeitlichen Variabilität des Wasserstandes konnten ebenfalls wiederholt detektiert werden (Wattenmeer: 8 Szenen, Salzseen: 7 Szenen). Durch die Radaraufnahmegeometrie hervorgerufene Effekte (Layover und Schatten) in gebirgigen Szenen, die die Wasserkartierung ebenfalls erschweren, traten in Summe mehr als 160 Mal auf.

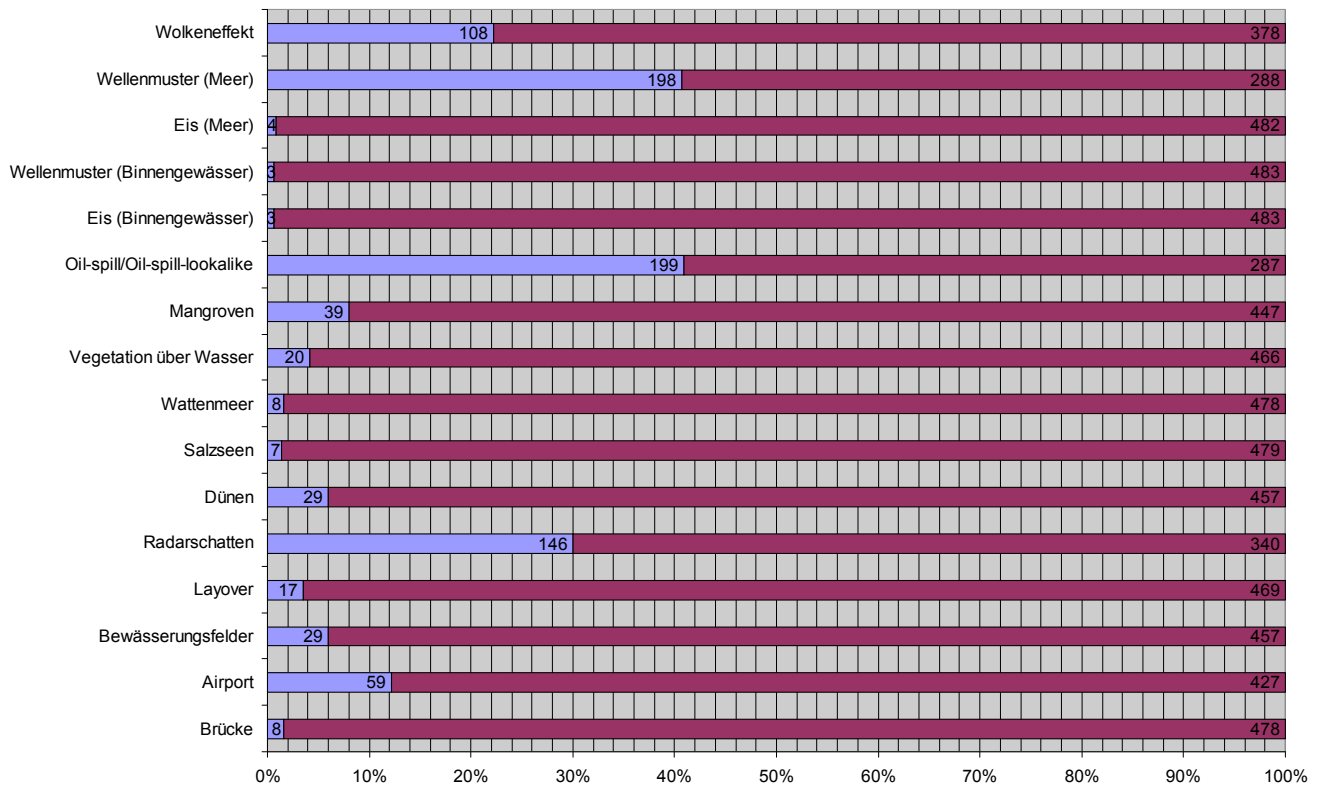


Abbildung 25: Auftrittshäufigkeit verschiedener untersuchter Bildinhalte in den TerraSAR-X-Daten (blaue Balken)

2.4.1.4 Kohärenz

Einleitung

Die Kohärenz zweier Radar-Aufnahmen ist ein Maß für die zeitliche Stabilität bestimmter erfasster Landoberflächentypen. Die wichtigste Voraussetzung für die Einsetzbarkeit dieses Auswerteverfahrens ist das Vorhandensein mindestens zweier Aufnahmen mit einem gewissen zeitlichen Abstand, der auch als temporale Basislinie bezeichnet wird. Die Kohärenz beschreibt die Genauigkeit der Übereinstimmung der interferometrischen Phase zwischen zwei interferometrischen SAR-Aufnahmen. Das bedeutet, dass sich nur SAR-Aufnahmen mit identischen Aufnahmeparametern (Sensor, Wellenlänge, Auflösungsmodus, Einfallswinkel) zur Kohärenzberechnung miteinander kombinieren lassen.

Die Berechnung des normalisierten Kohärenzbildes γ aus einem InSAR-Paar zweier komplexer Bilder I_1 und I_2 erfolgt mit folgender Formel unter Nutzung des Erwartungswertoperators E :

$$\gamma = \frac{E[I_1 \cdot I_2^*]}{\sqrt{E[|I_1|^2] \cdot E[|I_2|^2]}} \quad (2)$$

Für komplett kohärent rückstreuende Punkte auf der Erdoberfläche ist der Wert der Kohärenz 1, für völlig unabhängige Signale ergibt sich für die Kohärenz der Wert 0. Sehr hohe Kohärenzwerte erhält man in Gebieten mit geometrisch stabilen Rückstreuern wie z.B. Stadtgebieten. Die Kohärenzwerte gehen mit einem zunehmenden Anteil der Volumenstreuung (Vegetationsgebiete, insbesondere dichter, belaubter Wald) zurück. Zeitliche Veränderungen führen ebenfalls zum Rückgang der Kohärenz. Eine möglichst geringe Zeitdifferenz zwischen den auszuwertenden Aufnahmen ist daher anzustreben. Die zeitliche Differenz ist direkt abhängig von der Orbitkonfiguration des Satelliten. So ist zum Beispiel mit dem japanischen Sensor ALOS PALSAR nur alle 46 Tage eine Aufnahme mit identischen Aufnahmeparametern möglich. Für die ESA-Satelliten ERS-1 / ERS-2 sowie ENVISAT ASAR beträgt dieser Wert 35 Tage. Bei Nutzung des kanadischen Satelliten Radarsat-1 sind es 24 Tage. Für den deutschen Satelliten TerraSAR-X ist die Wiederholrate bereits auf 11 Tage reduziert. Im Rahmen der DLR-Mission TanDEM-X werden ab Ende 2010 interferometrische Aufnahmen mit einer zeitlichen Basislinie von wenigen Millisekunden bis Sekunden verfügbar sein. Eine Sonderstellung nimmt die sogenannte ERS-1- / ERS-2-Tandem-Mission aus den Jahren 1995-1996 ein, bei der zwischen den interferometrisch auswertbaren Daten beider Satelliten ein Zeitabstand von nur einem Tag lag.

Ein weiterer zu beachtender Punkt ist die Wellenlängenabhängigkeit der Kohärenzwerte. Längere Wellenlängen (P-Band, L-Band) ermöglichen stabilere Kohärenzanalysen auch über Vegetationsgebieten. Die Auswertungen mit kürzeren Wellenlängen (C-Band, X-Band) beschränken sich eher auf urbane oder spärlich bewachsene Gebiete, da infolge von Dekorrelationseffekten die Kohärenzwerte in Vegetationsgebieten recht stark absinken. Aufgrund der permanenten Bewegung von Wasseroberflächen dekorrelieren diese in InSAR-Daten bereits nach kurzer Zeit, so dass für Wasserflächen in Kohärenzbildern generell sehr geringe Werte zu erwarten sind.

Eine wichtige Variable bei der Berechnung der Kohärenz ist die verwendete Fenstergröße. Größere Schätzmatrizen (z.B. 9x9) führen zu stabileren Ergebnissen. Der Nachteil gegenüber kleineren Fenstergrößen (z.B. 3x3) ist jedoch der Verlust an räumlicher Auflösung und damit der Detailgenauigkeit des Ergebnisses.

Literaturüberblick / Stand der Forschung

Die ersten Veröffentlichungen mit der Thematik Kartierung von Wasserflächen aus SAR-Kohärenz-Daten stammen aus der Mitte der 1990er Jahre. Mehrere Autoren nutzten Daten der sogenannten

ERS-1-/ERS-2-Tandem-Mission aus den Jahren 1995-1996, als beide Satelliten auf leicht versetzten Orbits interferometrische Daten mit nur einem Tag Zeitversatz erfassten. In den letzten Jahren wurden jedoch zunehmend auch Ergebnisse mit Daten anderer Satelliten (ALOS PALSAR, Radarsat-1, TerraSAR-X) veröffentlicht.

Marinelli et al. (1997) nutzen ERS-Tandem-Daten aus dem Jahr 1996, um ein Hochwasserereignis in Südfrankreich zu kartieren. Durch die gemeinsame Auswertung der flutbasierten Änderungen von SAR-Kohärenz- und Amplitudendaten sowie zusätzlichen Höhenmodell- und Vektor-GIS-Daten und Wasserstandsmessungen konnte der Fluthöchststand innerhalb des Aufnahmefensters beider Satellitendaten erfasst werden.

Schwäbisch et al. (1997) nutzen ebenfalls ERS-1/ERS-2-Tandem-Daten, um aus den interferometrischen Kohärenzdaten die Küstenlinie in zwei Untersuchungsgebieten (Deutsche Bucht und Strasse von Messina) abzuleiten. Ein vollautomatisches Verfahren wurde genutzt, um die Linie des höchsten Wasserstandes zwischen beiden Aufnahmen (mit eintägigem Zeitversatz) zu erzeugen.

Dellepiane et al. (2000) untersuchen ein Hochwasser am Jangtse in China aus dem Sommer 1998, indem sie ERS-1/ERS-2-Tandem-Daten vom Dezember 1995 sowie ein ERS-1-Datenpaar vom Sommer 1998 gemeinsam auswerten. Sie stellten fest, dass die alleinige Auswertung der SAR-Amplituden-Daten aufgrund des Einflusses unterschiedlicher Windstärken und -Richtungen auf den Wasseroberflächen keine verlässlichen Ergebnisse liefern konnte, wenn keine zusätzlichen Wetterinformationen verwendet werden. Wertvolle Zusatzinformationen konnte aus SAR-Kohärenz-Daten gewonnen werden, da über (Hoch-) Wasserflächen sehr geringe Kohärenzwerte gemessen wurden. In einer visuellen Dateninterpretation konnten die Klassen offene Wasserflächen, überflutete Gebiete sowie Bereiche mit spärlicher Vegetation gut voneinander getrennt werden. Die Klassen Wald und offene Wasserflächen überlagerten sich hingegen. Die besten Ergebnisse wurden erzielt durch eine Kombination der Kohärenzdifferenz (vor und während des Hochwassers), des Amplitudenbildes (vor dem Hochwasser) sowie des Kohärenzbildes während des Hochwassers zu einem RGB-Bild.

Dellepiane et al. (2004) nutzen ein ERS-1/ERS-2-Tandem-Datenpaar vom September 1995 mit 20 m x 20 m Auflösung, um die Küstenlinie im Bereich von Genua (Italien) abzuleiten. Sie entwickelten ein semiautomatisches Verfahren zur Küstenlinienextraktion, welches zunächst ein Kohärenzbild berechnet. Dieses wird mit einem Texturfilter (Mittelwert) geglättet. Anschließend wird ein Konnektivitätsbild anhand eines manuell ausgewählten Startpunktes erzeugt, welches mit einem nachfolgenden Schwellwertverfahren die finale Küstenlinie ergibt. Der Vergleich des Ergebnisses mit optischen Luftbildern zeigt generell eine gute Übereinstimmung, da mittels der Kohärenz prinzipiell eine gute Trennung zwischen Meeresflächen (geringe Kohärenzwerte) und

Landoberflächen (hohe Kohärenzwerte) ermöglicht wird. In Vegetationsgebieten in Küstennähe ist das Ergebnis weniger gut, da diese ebenfalls geringere Kohärenzwerte aufweisen.

Weydahl (2001) untersucht eine Serie von acht Datenpaaren von ERS-1/ERS-2-Tandem-Daten aus dem Zeitraum Juli 1995 bis Mai 1996 über der norwegischen Insel Svalbard. Sein Fokus lag auf der Analyse des temporalen Verhaltens von Gletschern und Fjord-Eis sowie auch Wasserflächen. Er nutzte einen Kohärenzfilter der Fenstergröße 3x15 und erhielt so eine Pixelgröße von 60 m. Uferlinien von Seen, Flüssen sowie Küstenlinien können auf den Kohärenzbildern sehr gut erkannt werden, da Wasseroberflächen nach einem Tag Zeitintervall dekorrelieren, Landoberflächen jedoch ein relativ stabiles Phasenverhalten zeigen. Die Wasserflächenextraktion erzielte mit den Kohärenzdaten viel bessere Ergebnisse als mit den Amplitudendaten, da diese insbesondere durch vom Wind aufgeraute Wasserflächen schwierig auszuwerten waren. Im Datensatz vom April 1996 zeigten einige Gletscherbereiche geringe Kohärenzwerte, die denen offener Wasserflächen vergleichbar waren. Die Ursache dafür konnte nicht abschließend geklärt werden, jedoch sind Dekorrelationserscheinungen durch geänderte Wetterbedingungen bzw. Gletscherbewegung wahrscheinlich. Kohärenzdaten des Satelliten ENVISAT mit 35 Tagen Abstand sind nach Ansicht des Autors in der Region aufgrund zeitlicher Dekorrelation nur eingeschränkt nutzbar. Dies trifft auch auf Gebiete mit nur spärlicher Vegetation zu.

Nico et al. (2000) präsentieren einen Vergleich zweier Hochwasserkartierungsverfahren, zum eine Amplituden-Veränderungserkennung, zum anderen ein Kohärenzverfahren. Sie zeigen dies exemplarisch mit einem ERS-1/ERS-2-Tandem-Datenpaar vom Januar 1996 in der Region von Béziers in Südfrankreich. Der Maximalstand des Hochwassers lag genau in der Nacht zwischen beiden SAR-Aufnahmen. Sowohl für das Amplituden- als auch für das Kohärenzverfahren wurden empirisch ermittelte Schwellwerte verwendet. Es zeigte sich, dass eine Kombination aus der Amplitudendifferenz- und der Kohärenzmethode den jeweiligen separaten Ansätzen überlegen war. Insbesondere konnte durch die Nutzung der Kohärenz eine homogenere Linie der überfluteten Gebiete generiert werden, da kleine Gebiete, die im Amplitudendifferenzbild als überflutet klassifiziert wurden, durch höhere Kohärenzwerte aus der Hochwassermaske ausgeschlossen werden konnten.

Kim et al. (2009) untersuchen Wasserstandsschwankungen in Feuchtgebieten von Louisiana (USA) mithilfe von interferometrischen Satelliten-SAR-Daten. Für ihre Analysen nutzten sie acht Szenen des Satelliten ALOS PALSAR (L-Band) aus den Jahren 2007-2008 mit 46 Tagen temporaler Basislinie sowie vier Radarsat-1-Szenen (C-Band) aus den Jahren 2006-2008 mit 24 Tagen Abstand. In den L-Band-Daten (ALOS PALSAR) konnten trotz größerer Zeitdifferenz höhere Kohärenzwerte als in den C-Band-Daten (Radarsat-1) festgestellt werden. Die mit HH-Polarisation (sogenannte Ko-Polarisation) aufgezeichneten Daten wiesen höhere Kohärenzwerte als Daten mit

HV-Polarisation (Kreuz-Polarisation). Über offenen Wasserflächen wurden generell nur sehr geringe Kohärenzwerte gemessen. Über Waldgebieten führen hohe Anteile von Volumen- und Oberflächenstreuung normalerweise zur Dekorrelation und damit zum Kohärenzverlust. Im Falle unterfluteter Vegetation kommt es jedoch zum sogenannten Double-Bounce-Effekt mit zweifacher Signalreflexion an der Wasseroberfläche und der Vegetation und damit zu hohen Kohärenzwerten.

Hong et al. (2010) analysieren eine Zeitserie von TerraSAR-X-Daten, die von April bis November 2008 (temporale Basislinien 11 bis 66 Tage) über Feuchtgebieten in Florida aufgenommen wurde. Untersuchungsgegenstand waren interferometrische Daten im StripMap-Modus (3 m Auflösung) mit verschiedenen Polarisationen zur Erfassung von Wasserstandsänderungen. Die Kohärenzberechnung erfolgte mit der Fenstergröße 5x5. Trotz der relativ kurzen X-Band-Wellenlänge (3 cm) konnten in den Feuchtgebieten generell hohe Kohärenzwerte beobachtet werden. Die Kohärenz über urbanen Gebieten ergab jedoch höhere Werte als über den Feuchtgebieten. Die höchsten Kohärenzwerte wurden in den ko-polarisierten Daten (HH vor VV) gemessen, gefolgt von der Kreuz-Polarisation (HV, VH). Mit zunehmender temporaler Basislinie wurde in allen betrachteten Polarisationen ein Kohärenzrückgang festgestellt. In den dual-polarisierten Daten (6 m Auflösung) war die Kohärenz höher als in den single-polarisierten Daten (3 m Auflösung).

Schulz et al. (2010) präsentieren die sogenannte CoVAmCoh-Methode zur verbesserten visuellen Interpretation von SAR-Daten. Vorgestellt werden die Ergebnisse anhand zweier TerraSAR-X HighResolution-SpotLight-Szenen (1 m Auflösung) des Frankfurter Flughafens vom Juli 2008 mit 11 Tagen temporaler Basislinie. Das Verfahren kombiniert die drei Datenebenen Mittelwert des Variationskoeffizienten aus beiden Bildern, gemittelte Amplitude beider Bilder sowie die Kohärenz aus beiden Datensätzen zu einem RGB-Bild. Dieses Bild erleichtert die Identifikation von Regionen, die vor allem von Volumenstreuung gekennzeichnet sind (Waldgebiete), von rauen und glatten Oberflächen sowie von Veränderungen der Bodenbedeckung. Die Kohärenz wird mit der Fenstergröße 5x5 berechnet. Im Ergebnisbild haben glatte Wasserflächen sowie sonstige glatte Flächen wie Straßen oder Landebahnen die gleiche Farbgebung. Von allen anderen Landbedeckungsklassen können sie jedoch sehr gut unterschieden werden.

Baade und Schmallius (2010) untersuchen TerraSAR-X-Daten aus den Jahren 2008 und 2009 im High-Resolution SpotLight Modus eines Trockengebietes im Süden Perus. Sie vergleichen die Kohärenzwerte von Datenpaaren mit verschiedenen temporalen Basislinien – von 11 Tagen bis hin zu 330 Tagen. Für vegetationslose Oberflächen erzielten sie stabile hohe Kohärenzwerte selbst für die langen Intervalle zwischen zwei Aufnahmen von fast einem Jahr. Die Autoren beschreiben demgegenüber einen deutlichen Rückgang der Kohärenzwerte für Talbereiche, die spärliche Vegetation aufweisen und in denen während des Aufnahmeintervalles Wasser geflossen ist. Aus diesen Ergebnissen kann man schlussfolgern, dass in ariden Gebieten auch TerraSAR-X-

Datenpaare mit dem Kohärenzverfahren zur Wasserdetektion genutzt werden können, die lange temporale Basislinien haben (mehrere Monate bis hin zu Jahren).

In einer Studie von Jung und Alsdorf (2010) wurden L-Band-SAR-Daten des japanischen Satelliten JERS-1 aus den Jahren 1993 bis 1997 über dem brasilianischen Amazonas-Tiefland ausgewertet. Untersuchungsgegenstand waren die Kohärenzwerte von insgesamt 62 Szenen (616 Datenpaare) in drei Testgebieten für sechs Landbedeckungsklassen (darunter offene Wasserflächen, überflutete und trockene Vegetationsgebiete). Für alle Klassen wurden leicht rückläufige Kohärenzwerte mit zunehmender temporaler Basislänge (von 44 Tagen bis zu drei Jahren) festgestellt. Insgesamt wurde beobachtet, dass für alle Klassen recht niedrige Kohärenzwerte berechnet wurden. Die durchgehend geringsten Kohärenzwerte ergaben sich für offene Wasserflächen, für die auch kaum Veränderungen mit einer veränderten temporalen Basislinie beobachtet wurden. Höhere Kohärenzwerte wiesen nichtüberflutete Feuchtgebiete auf. Die höchsten Werte wurden für überflutete Feuchtgebiete berechnet. Die Ursache dafür wird von den Autoren im Double-Bounce-Effekt gesehen, der für diese Regionen den Amplitudenwert ansteigen lässt und damit auch aufgrund der größeren Rückstreuung höhere Kohärenzwerte erzeugt. Aus dieser Untersuchung lässt sich schlussfolgern, dass langwellige L-Band-SAR-Daten auch bei längeren temporalen Basislinien (mehrere Monate bis Jahre) geeignet sind, um mit dem Kohärenzverfahren offene Wasserflächen von Vegetationsflächen trennen zu können.

Methoden und Ergebnisse

Zur Kohärenzberechnung wurde die Software RAT – Radar Tools genutzt. Nachdem zwei zusammengehörige TerraSAR-X-Datensätze im StripMap-Modus (3 m Auflösung) in RAT importiert wurden, war es notwendig, einen Szenenausschnitt für die weitere Betrachtung zu definieren, da komplette Szenen (ca. 18.000 x 27.000 Pixel) von der Software nicht verarbeitet werden können. Bilddaten mit einer maximalen Seitenlänge von ca. 10.000 Pixeln können prozessiert werden. Aus den zwei komplexen Ausgangsdatsätzen wird ein InSAR-Paar erzeugt. Ein entscheidender Bearbeitungsschritt für eine zuverlässige Kohärenzberechnung ist eine möglichst exakte Koregistrierung der beiden Datensätze innerhalb des InSAR-Paares, die in mehreren Schritten erfolgt. Nach einer groben Koregistrierung folgt die Subpixel-Koregistrierung, die durch der sogenannten „Array-of-Patches“-Methode noch verbessert werden sollte. Im Ergebnis ist die relative räumliche Lage beider Datensätze mit Subpixelgenauigkeit eingestellt. Nachfolgend erfolgt die Kohärenzberechnung mit dem Boxcar-Filter-Verfahren, wobei verschiedene Fenstergrößen getestet wurden. Die stabilsten Ergebnisse wurden mit der Fenstergröße 9x9 erzielt. Es wurden ebenfalls testweise Kohärenzberechnungen mit TerraSAR-X-Daten im hochauflösenden SpotLight-Modus (1 m Auflösung) durchgeführt, womit jedoch keine zuverlässigen Ergebnisse erzielt werden konnten. Die Ursache dafür ist im komplexeren

Aufnahmeverfahren für SpotLight-Daten zu sehen, das für die Kohärenzberechnung weiterführende Prozessierungsalgorithmen erfordert.

Im Folgenden sollen die Potentiale und Einschränkungen des Kohärenzverfahrens anhand verschiedener Beispiele von TerraSAR-X-StripMap-Daten aufgezeigt werden. Der Abstand beider Aufnahmen betrug jeweils 11 Tage. Die zugehörigen Abbildungen sind nach folgendem Prinzip aufgebaut. Die jeweils erste Zeile zeigt eine Gegenüberstellung der TerraSAR-X-Amplitudenbilder vom Zeitpunkt vor bzw. nach einem Hochwasser und während des Hochwasserereignisses. In der zweiten Zeile sind das Kohärenzbild beider Aufnahmezeitpunkte sowie ein RGB-Farbkomposit dargestellt. Letzteres kombiniert das Kohärenzbild (roter Farbkanal), das Amplitudenbild des Hochwasserstandes (Grün) sowie das Amplitudenbild des geringeren Wasserstandes (Blau). Da solche Farbkomposite mehrere Informationsebenen in einem Datensatz zusammenfassen, verbessert sich die visuelle Auswertbarkeit der Daten (siehe auch Schulz et al. 2010). Weitere Verbesserungen des Kohärenzbildes sind durch eine gezielte Nachbearbeitung, z.B. durch eine Speckle-Filterung oder Mittelwertfilterung, möglich.

Im Beispiel des Hochwassers an der Oder im Juni 2010 im Bereich von Schwedt sind anhand der dunklen Einfärbung im Amplitudenbild vom 08.06.2010 die überschwemmten Flächen in der Oderaue gut erkennbar (siehe Abbildung 26). Im Referenzbild vom 28.05.2010 sind neben dem Flusslauf der Oder nur wenige dauerhafte Wasserflächen als dunkle lineare Strukturen sichtbar. Im Kohärenzbild sind diejenigen Flächen am dunkelsten, die mindestens zu einem Aufnahmezeitpunkt unter Wasser standen. Etwas höhere Kohärenzwerte weisen Wald- sowie landwirtschaftliche Flächen beiderseits der Flussauen auf. Die höchsten Kohärenzwerte sind im Bereich der Wohn- und Industriegebiete zu finden, gefolgt von einigen Ackerflächen. Diese Bereiche haben sich in den 11 Tagen zwischen beiden Aufnahmen am wenigsten verändert und sind daher weitgehend phasenstabil. Im RGB-Farbkomposit lassen sich die verschiedenen Landbedeckungsklassen visuell am besten unterscheiden. Die vom Hochwasser betroffenen Gebiete sind als blaue Flächen deutlich sichtbar. Permanente Flussläufe sind in schwarz abgebildet. Wald- und Wiesenflächen erscheinen in grünen Farbtönen. Bebaute Gebiete sind als hellrote Flächen sichtbar, Ackerflächen hingegen in Magenta-Tönen.

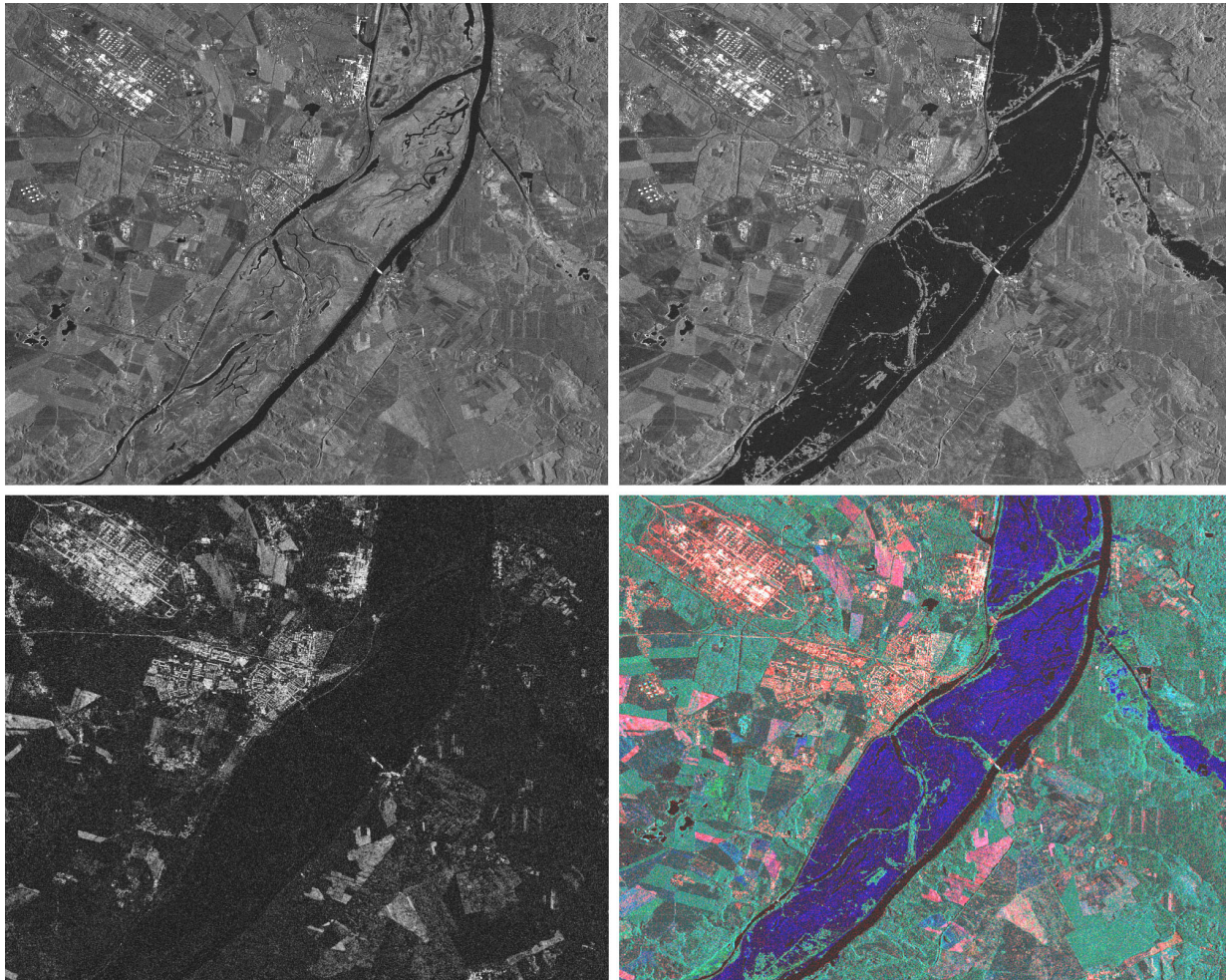


Abbildung 26: Ausschnitte zweier TerraSAR-X-Szenen, StripMap Modus, horizontale Polarisation (HH), Schwedt an der Oder, Deutschland, 28.05.2010, Normalwasserstand (oben links), 08.06.2010, Hochwasserstand (oben rechts). Kohärenz beider Szenen (unten links) sowie RGB-Bild (unten rechts) aus Kohärenz (Rot), Amplitudenbild 2 - 08.06.2010 (Grün) und Amplitudenbild 1 – 28.05.2010 (Blau). Permanente Wasserflächen erscheinen schwarz, Überflutungsflächen weisen blaue Farbtöne auf, bebaute Gebiete sowie einzelne Ackerflächen erscheinen in rötlichen Farben.

Ein weiteres Beispiel kombiniert zwei TerraSAR-X-Aufnahmen eines Hochwasserereignisses im mexikanischen Bundesstaat Tabasco nahe der Provinzhauptstadt Villahermosa vom Dezember 2007. Beim Vergleich der Amplitudendaten (siehe Abbildung 27) ist ein leichter Rückgang des Hochwassers vom 07.12.2007 zum 18.12.2007 anhand der sich verkleinernden dunklen Bildbereiche zu erkennen. Im Kohärenzbild sind die Dörfer der Region als helle Flächen gut sichtbar. Die Unterscheidung von Wasserflächen und Vegetationsgebieten ist im Kohärenzdatensatz im Vergleich zum Oder-Hochwasser-Beispiel schwieriger möglich. Die Ursache hierfür ist in der dichteren tropischen Vegetation sowie der höheren Vegetationsdynamik innerhalb des Aufnahmeintervalls von 11 Tagen zu sehen, was zu sehr geringen Kohärenzwerten über Wald- und Landwirtschaftsflächen führt. Trotz dieser Einschränkung lassen sich im Farbkomposit die wichtigsten Bodenbedeckungsklassen gut unterscheiden. In beiden Szenen vorhandene Wasserflächen erscheinen dunkel bis schwarz. Die Gebiete, in denen sich das

Wasser zurückgezogen hat, sind blau. Vegetationsgebiete erscheinen in grünlichen Tönen, die Siedlungsflächen in Rottönen.

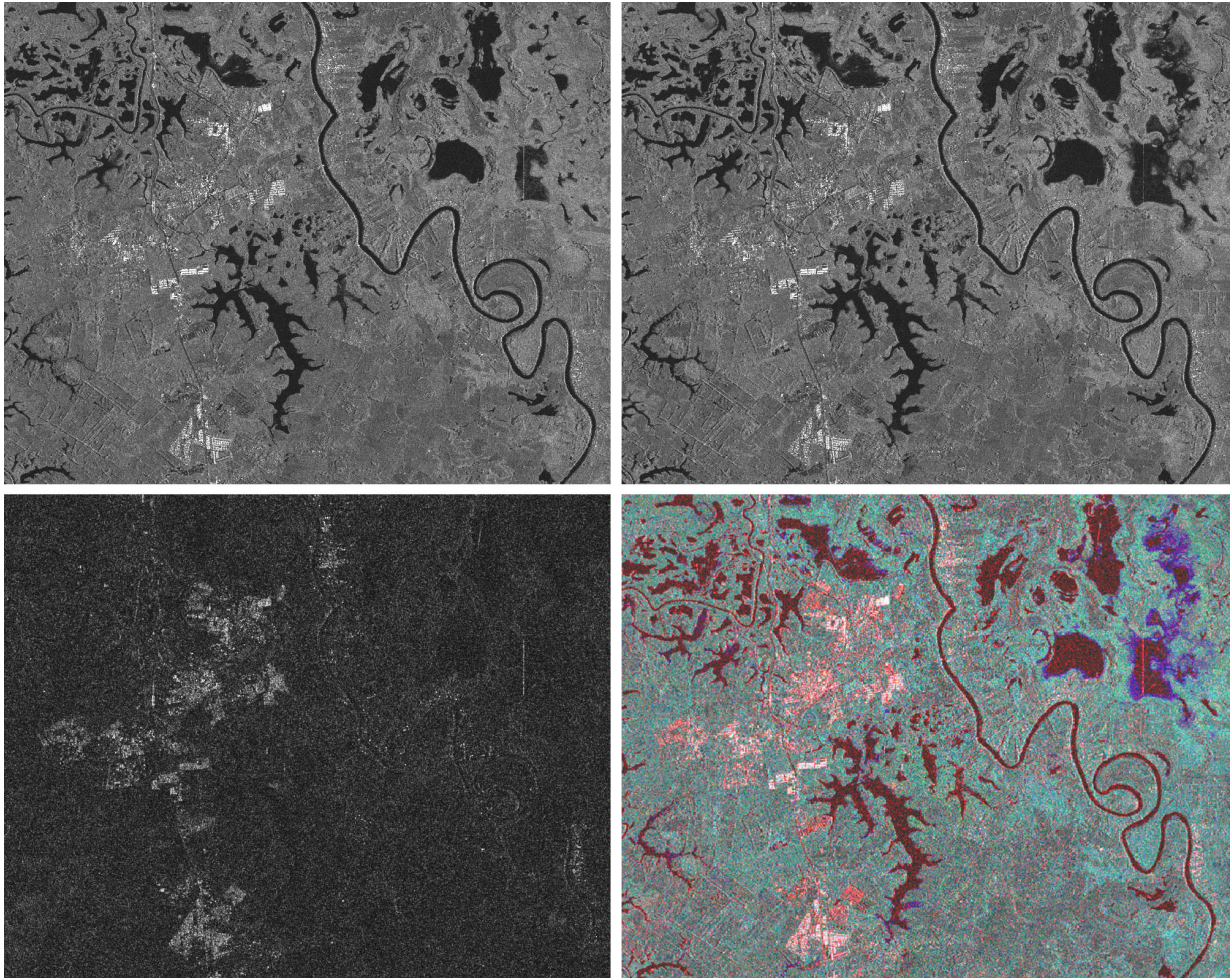


Abbildung 27: Ausschnitte zweier TerraSAR-X-Szenen, StripMap Modus, horizontale Polarisation (HH), Villahermosa, Mexiko, 18.12.2007. Zurückgegangenes Hochwasser (oben links), 07.12.2010, Hochwasserstand (oben rechts), Kohärenz beider Szenen (unten links) sowie RGB-Bild (unten rechts) aus Kohärenz (Rot), Amplitudenbild 2 – 07.12.2007 (Grün) und Amplitudenbild 1 – 18.12.2007 (Blau). Permanente Wasserflächen erscheinen schwarz, Überflutungsflächen weisen blaue Farbtöne auf, bebaute Gebiete erscheinen in rötlichen Farben.

Das nächste Beispiel soll verdeutlichen, dass die Methode auch eingesetzt werden kann, um Veränderungen zu detektieren, die im Zusammenhang mit dem Nassfeldanbau stehen. Abbildung 28 zeigt die Vegetationsveränderungen im Reisanbauggebiet in der italienischen Poebene südlich der Stadt Vercelli. Im Frühjahr zu Beginn der Anbauphase werden die Felder geflutet. Im Zeitverlauf werden die Wasserstände innerhalb der Feldbereiche reguliert und die Reispflanzen wachsen aus dem Wasser heraus, so dass keine offenen Wasserflächen mehr sichtbar sind. Im Vergleich der TerraSAR-X-Szenen vom 31.05.2008 und 11.06.2008 ist eine deutliche Abnahme von unter Wasser stehenden Feldern anhand der deutlich kleineren dunklen Flächen in den Amplitudenbildern zu erkennen. Im Kohärenzbild weisen die Siedlungsgebiete und Anbauflächen

mit wenig Dynamik im betrachteten Zeitintervall hohe (helle) Werte auf. Die Mehrheit der Felder hat sich verändert und erscheint daher im Kohärenzdatensatz dunkel. Das Farbkomposit gibt Aufschluss über Veränderungen in der Region im Aufnahmeintervall. Blaue Flächen sind innerhalb der 11 Tage abgetrocknet bzw. die Reispflanzen sind aus dem Wasser herausgewachsen. In grün abgebildet sind Vegetationsflächen, die zu beiden Zeitpunkten trocken lagen.

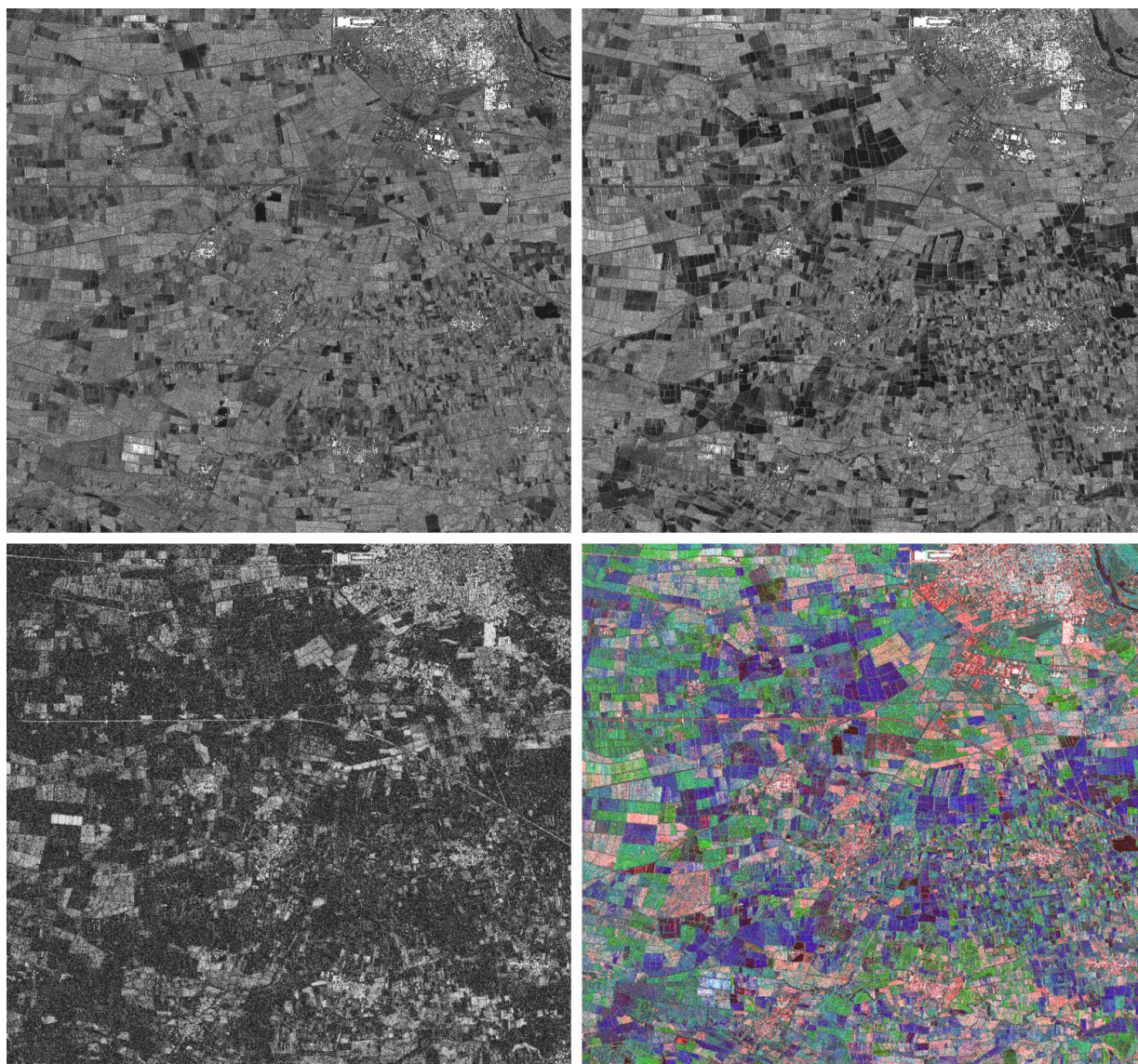


Abbildung 28: Ausschnitte zweier TerraSAR-X-Szenen, StripMap Modus, horizontale Polarisation (HH), Reisanbaugebiet in der Poebene bei Vercelli, Italien, 11.06.2008. Wenige Reisfelder stehen unter Wasser (oben links), 31.05.2008, deutlich mehr unter Wasser stehende Reisfelder (oben rechts). Kohärenz beider Szenen (unten links) sowie RGB-Bild (unten rechts) aus Kohärenz (Rot), Amplitudenbild 2 – 31.05.2008 (Grün) und Amplitudenbild 1 – 11.06.2008 (Blau); permanente Wasserflächen (Seen Flüsse) erscheinen dunkel bis schwarz; Reisfelder, die nur zum ersten Aufnahmezeitpunkt offenes Wasser aufwiesen erscheinen blau, urbane Gebiete sind in rötlichen Farben dargestellt.

Rötliche Flächen sind zum einen Stadtgebiete, zum anderen Vegetationsgebiete mit geringer Vegetation bzw. brachliegende Ackerflächen, in denen sich kaum Änderungen ergeben haben.

Das Kohärenzverfahren kann damit genutzt werden, um Hochwasserflächen und Reisanbauflächen unterscheiden zu können. Dies hat eine hohe Relevanz zur Beurteilung von Hochwasserereignissen mit Fernerkundungsdaten vor allem in Ostasien (z.B. China, Mekongdelta in Vietnam). Das letzte hier gezeigte Beispiel zeigt ein Ergebnis des Kohärenzverfahrens an einem Küstenabschnitt des Atlantiks südlich der südafrikanischen Hafenstadt Kapstadt. Das Amplitudenbild vom 06.08.2008 zeigt eine durch Wind stark aufgeraute Meeresfläche, die visuell nur sehr schwer als Wasserfläche zu erkennen ist (siehe Abbildung 29). Im 11 Tage später aufgenommenen TerraSAR-X-Amplitudenbild sind nur leichte Wellen auf der Wasserfläche sichtbar. Das Kohärenzbild zeigt für die Meeresfläche sehr geringe Werte (dunkle Fläche). Bebaute Gebiete sowie Bereiche ohne Bewuchs bzw. mit geringem Vegetationsanteil weisen deutlich höhere Kohärenzwerte auf. Gebiete mit dichter Vegetation zeigen im Vergleich zu den Wasserflächen leicht höhere Kohärenzwerte.

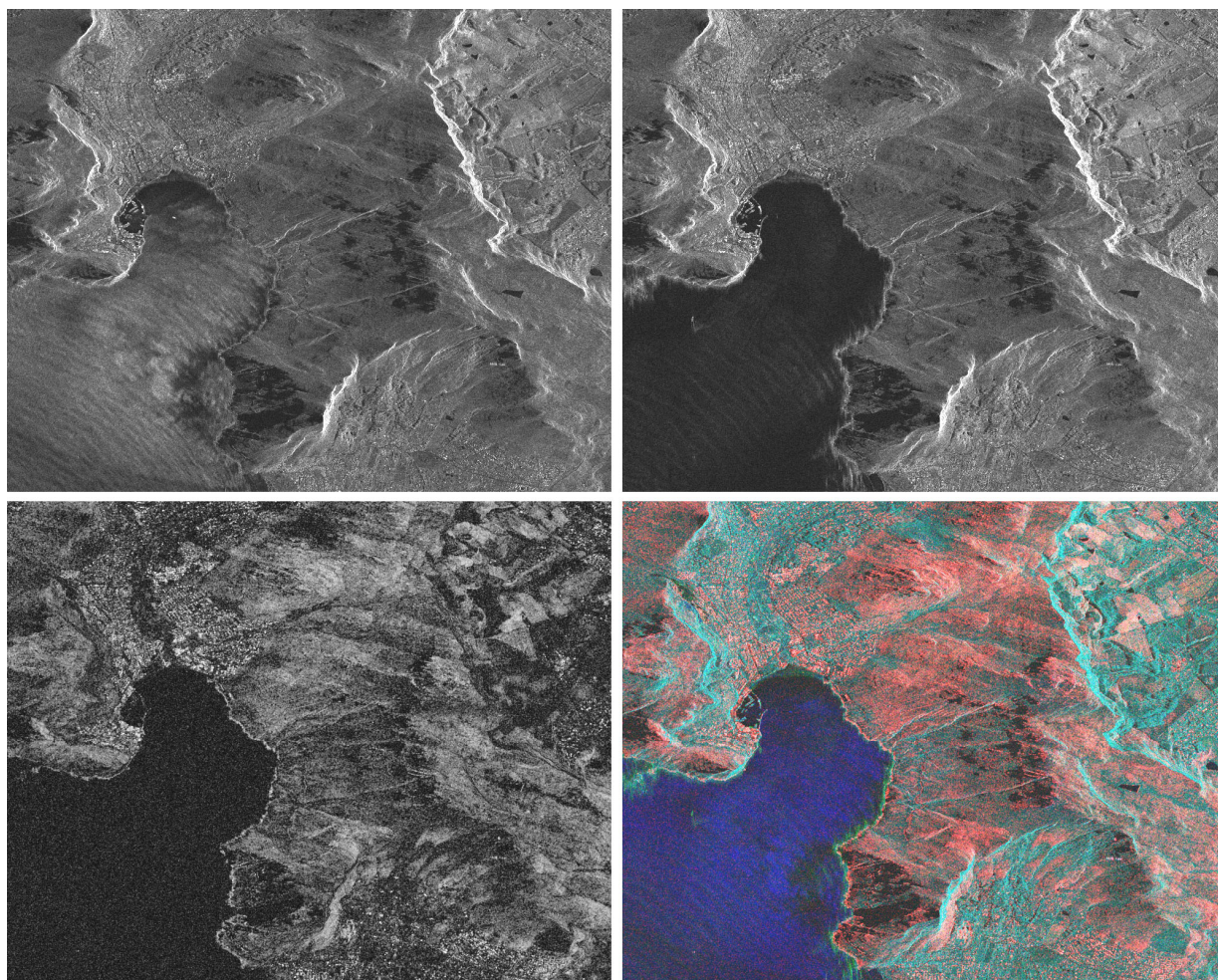


Abbildung 29: Ausschnitte zweier TerraSAR-X-Szenen, StripMap Modus, vertikale Polarisation (VV), Atlantikküste bei Kapstadt, Südafrika, 06.08.2008, durch Wind aufgeraute Meeresflächen (oben links), 17.08.2008, nahezu glatte Meeresflächen (oben rechts), Kohärenz beider Szenen (unten links) sowie RGB-Bild (unten rechts) aus Kohärenz (Rot), Amplitudenbild 2 – 17.08.2008 (Grün) und Amplitudenbild 1 – 06.08.2008 (Blau); die Meeresfläche erscheint in blauen Farbtönen, Siedlungsgebiete sowie Bereiche mit spärlicher Vegetation sind in rötlichen Farben abgebildet.

Im Farbkomposit erscheint die Meeresoberfläche deutlich als blaue Fläche. Bebaute Gebiete und vegetationsarme / -freie Flächen sind in roten Tönen dargestellt, Vegetationsgebiete in Cyan-Tönen. Dieses Beispiel zeigt, dass das Kohärenzverfahren in Regionen mit spärlicher / niedriger Vegetation (aride / semiaride Gebiete) besser zur Wasserkartierung geeignet ist als in geographischen Regionen mit höherer / dichter Vegetation. Außerdem wird deutlich, dass die Kohärenz zwischen zwei TerraSAR-X-Datensätzen dazu beitragen kann, aufgeraute Wasserflächen besser zu detektieren als nur mit einem Amplitudenschwellwertverfahren. Das entscheidende Problem dieser Methode sind jedoch die geringen Kohärenzwerte über Vegetationsflächen, was die Trennung von Vegetations- und Wasserflächen bei TerraSAR-X-Daten mit 11 Tagen temporaler Basislinie erschwert.

Ausblick / Zukunftspotential des Verfahrens

Für die Anwendung des Kohärenzverfahrens sind wie oben beschrieben zwei Radaraufnahmen eines Gebietes mit einem gewissen Zeitversatz notwendig. Dies erweist sich als Nachteil wenn für eine Hochwasserkartierung nur ein aktueller Datensatz des Gebietes verfügbar ist, zu dem entweder kein oder nur ein mit differierenden Aufnahmeparametern erfasster Referenzdatensatz existiert.

Dennoch gibt es für diese Methode ein deutliches Potential für die zukünftige Nutzung. Eine Reihe von sogenannten Tandem-Satellitenmissionen ist entweder bereits im Orbit oder in Vorbereitung. Der am 21.06.2010 gestartete deutsche Satellit TanDEM-X befindet sich gegenwärtig in der Kalibrierungsphase. Während der Phase des engen Formationsfluges der beiden Satelliten TerraSAR-X und TanDEM-X von Ende 2010 bis ins Jahr 2013 hinein wird die Möglichkeit bestehen, mit dem Kohärenzschwellwertverfahren Hochwasserflächen zu kartieren. In dieser Zeit können jeweils zwei Satellitenaufnahmen mit sehr kurzen temporalen Basislinien durchgeführt werden (ca. 30 - 100 Millisekunden, je nach Satellitenabstand). Es kann erwartet werden, dass bei diesem extrem kurzen zeitlichen Abstand eine gute Trennung von Vegetationsflächen und Wasserflächen anhand der Kohärenzwerte möglich sein wird. Es wird davon ausgegangen, dass die Vegetationsflächen innerhalb dieses Zeitintervalles phasenstabil sind, wohingegen Wasserflächen bereits nach kurzen Zeiträumen dekorrelieren und damit geringe Kohärenzwerte aufweisen sollten. Weitere geplante Tandem-Satellitenmissionen der nächsten fünf Jahre sind Tandem-L mit zwei Satelliten, die Radarsat Constellation Mission mit drei Satelliten sowie die SIGNAL-Mission mit ebenfalls zwei Satelliten im Orbit.

Die Abbildungen 30 und 31 zeigen einen Ausblick auf die Kohärenzdatensätze der TanDEM-X-Mission. Jeweils ein Amplituden- sowie ein Kohärenzbild aus der monostatischen Commissioning Phase der TanDEM-X-Mission sind einander gegenübergestellt. Der Zeitabstand beider Radar-Aufnahmen hat jeweils ca. 3 Sekunden betragen. Während beim Datensatz von Ibiza dunkle

Wasserflächen von etwas helleren Vegetationsflächen im Kohärenzbild noch nicht optimal getrennt werden können, ist diese Trennung beim Satellitenbild der Insel Malta deutlich besser möglich. Die Ursache dieses Unterschiedes ist in der geringeren Vegetation auf Malta zu sehen.



Abbildung 30: Ausschnitt einer TanDEM-X-Szene aus der sogenannten monostatischen Commissioning Phase, StripMap Modus, Insel Ibiza, Spanien, 27.07.2010. Amplitudenbild (links), zugehöriges Kohärenzbild (rechts); schwarze Flächen im Amplitudenbild kennzeichnen Wasserflächen, dunkle Flächen im Kohärenzbild sind Wasser- sowie teilweise Vegetationsflächen.

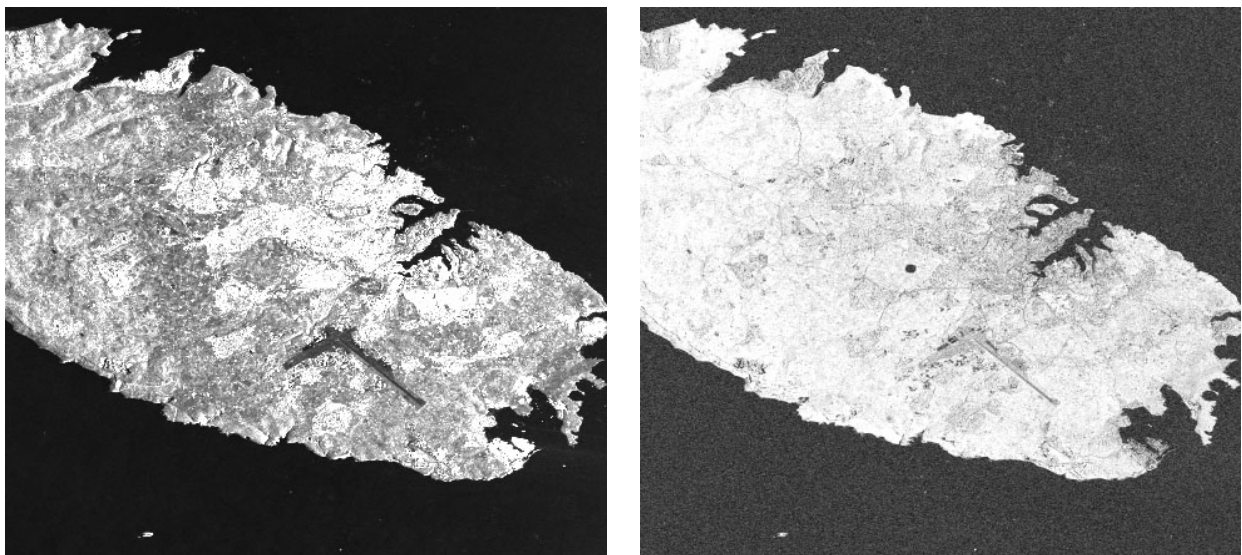


Abbildung 31: Ausschnitt einer TanDEM-X-Szene aus der sogenannten monostatischen Commissioning Phase, StripMap Modus, Malta, 29.07.2010. Amplitudenbild (links), zugehöriges Kohärenzbild (rechts); schwarze Flächen im Amplitudenbild kennzeichnen Wasserflächen, die dunklen Flächen im Kohärenzbild sind überwiegend Wasserflächen.

2.4.1.5 Texturmaße

Einleitung

Eine wichtige Methodenklasse zur Verbesserung der automatisierten Detektion von Wasserflächen in hochauflösenden Satelliten-Radardaten ist die Nutzung von Texturmaßen. Bereits Haralick et al. (1973) entwickelten 13 Texturmaße, die sich aus der sogenannten Grey-Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) berechnen lassen. Sieben dieser Maße werden nach Arzandeh und Wang (2002) häufig genutzt. Dies sind die Homogenität, der Kontrast, der Mittelwert, die Varianz / Standardabweichung, die Entropie, das Winkelmoment sowie die Korrelation. Nach Ulaby et al. (1986) haben sich zusätzliche Texturinformationen für die Interpretation von SAR-Daten als nützlicher erwiesen als die ausschließliche Verwendung von Intensitätsdaten. Neben der Auswahl der am besten geeigneten Texturmaße ist die Wahl einer geeigneten Fenstergröße der Texturfilter ein entscheidender Faktor. Bei zu kleinen gewählten Fenstergrößen können großflächigere Texturmerkmale oft nicht adäquat erfasst werden. Zu große Fenstergrößen haben demgegenüber den Nachteil, dass heterogene Gebiete zu stark geglättet werden könnten.

Literaturüberblick / Stand der Forschung

Verschiedene Texturverfahren zur Klassifizierung von Wasserflächen wurden von zahlreichen Autoren seit Ende der 90er Jahre genutzt. Einige relevante Forschungsergebnisse aus diesem Umfeld sollen im Folgenden kurz vorgestellt werden.

Miranda et al. (1998) stellen eine Studie vor, in der Überschwemmungsgebiete im brasilianischen Regenwald mit JERS-1-SAR-Daten aus dem Jahr 1992 klassifiziert wurden. Unterschieden wird zwischen offenen Wasserflächen, überfluteten Vegetationsflächen sowie zwei trocken liegenden Vegetationsklassen. Die eingesetzte Semivariogramm-Textur-Klassifizierung (Nutzung von Mittelwert und Varianz) führt zu einer Verbesserung der Trennbarkeit von überfluteten zu trockenen Vegetationsgebieten. Die erzielten Klassifikationsgenauigkeiten für Wasserflächen mit der Semivariogramm-Textur-Klassifizierung lagen bei 55 - 58 %, mit der zum Vergleich genutzten Maximum-Likelihood-Klassifizierung wurden 67 % der Wasserflächen korrekt klassifiziert.

Zhou et al. (2000) verwenden eine Kombination aus SAR- und optischen Daten, um Hochwasserflächen eines Überschwemmungsereignisses vom Sommer 1998 in China zu kartieren. Die Autoren nutzten drei Radarsat-ScanSAR-Datensätze mit 50 m geometrischer Auflösung sowie drei NOAA-AVHRR-Datensätze mit 1,1 km Auflösung. Die in den Radarsat-Daten glatt erscheinenden Hochwasserflächen wurden mit einem Schwellwertverfahren sowie einer Texturanalyse ausgewertet, nachdem zuvor eine Speckle-Filterung mit dem Frost-Filter mit der Fenstergröße 7x7 durchgeführt wurde. Neben der Hochwasserdauer, die in multitemporalen Hochwasserkarten dargestellt wurde, wurde des Weiteren die Hochwassertiefe analysiert.

Arzandeh und Wang (2002) nutzen einen Radarsat-Datensatz (C-Band) von Walpole Island (Ontario, Kanada) zur Kartierung von Feuchtgebieten und weiterer Landbedeckungsklassen. Sie berechnen die Grey-Level Co-Occurrence Matrix sowie verschiedene Texturparameter und führen anschließend eine überwachte Klassifikation durch. Untersucht werden verschiedene Fenstergrößen und Winkel für die Texturparameter. Die Autoren stellen fest, dass durch die Nutzung der Texturparameter die Klassifikationsgenauigkeit für die Kartierung der Feuchtgebiete deutlich verbessert werden konnte.

Ahtonen et al. (2004) stellen ein im Kontext des FloodMan-Projektes entwickeltes Verfahren vor, das mit Hilfe von aktiven Konturmodellen und einer vollautomatischen texturbasierten Maximum-Likelihood-Klassifizierung die Trennung von Landflächen und Wasserflächen ermöglicht. Aus den SAR-Daten werden die Texturparameter Varianz, Mittelwert sowie Datenspanne berechnet. Nachfolgend wenden die Autoren eine logarithmische Transformierung an, welche die Unterscheidbarkeit von Wasser und Land in den SAR-Bilddaten verbessert, insbesondere wenn starke Rückstreuer (z.B. Gebäude, Kanten) im SAR-Bild vorhanden sind. Das sich anschließende Schwellwertverfahren nutzt das Minimum im Histogramm des SAR-Bildes zwischen den Land- und Wasserflächen. Abschließend erfolgt die Klassifizierung der SAR-Bilddaten. Für die Texturberechnung hat sich eine Fenstergröße von 5x5 als optimal erwiesen. Das entwickelte Verfahren wird auf Radarsat-Daten von 1997 eines Gebietes in Norwegen bei Normalwasserstand sowie auf zwei Hochwasserszenen (Radarsat-1, Norwegen 2000 sowie ERS, Finnland 1998) angewendet. Die Wasserflächen werden je nach Einfallswinkel der SAR-Daten zu 71 - 73 % korrekt klassifiziert. Probleme bei dem Verfahren treten durch den Double-Bounce-Effekt (hohe Signalrückstreuwerte) in Bereichen mit Ufervegetation auf, durch den die Größe der Wasserflächen unterschätzt wird. Ein weiterer Störeffekt sind eine Hangverkürzung und Schatten in Gebirgsregionen mit hohen Reliefunterschieden. Die Autoren stellen fest, dass ERS-Daten mit VV-Polarisation für die Wasserflächenkartierung weniger gut geeignet sind als Radarsat-Daten mit HH-Polarisation, insbesondere bei stärkerem Einfluss von Wind und Wellen. Generell ist der vorgestellte Algorithmus nicht anwendbar für die Detektion von stark durch Wind aufgerauten Wasserflächen.

Dellepiane et al. (2004) nutzen ein ERS-1- / ERS-2-Tandem-Datenpaar vom September 1995 mit 20 m x 20 m Auflösung, um die Küstenlinie im Bereich des Golfes von Genua zu kartieren. Sie entwickelten ein halbautomatisches Verfahren zur Küstenlinienextraktion, welches ein Kohärenzbild beider Datensätze (siehe Kapitel 4) berechnet. Der Kohärenzdatensatz wird unter Nutzung eines Texturfilters (speziell Mittelwert) geglättet. Mit einem Konnektivitätsbild und einem nachfolgenden Schwellwertverfahren wird die finale Küstenlinie erzeugt. Der visuelle Vergleich des Ergebnisses mit Luftbildern zeigt eine gute Übereinstimmung, da mittels der Kohärenz prinzipiell

eine gute Trennung zwischen Meeresflächen (kleine Kohärenzwerte) und Landoberflächen (deutlich hohe Kohärenzwerte) möglich ist.

Han et al. (2005) nutzen eine flugzeuggetragene Ku-Band-SAR-Aufnahme der Huai-Fluss-Region (China) aus dem Jahr 2003. Die Hochwasserlinie wurde unter Nutzung eines texturbasierten Ansatzes detektiert. Das Verhältnis der beiden Texturmaße Entropie und zweites Winkelmoment wurde verwendet, um die Flutgrenze zu schärfen. Nach der Texturberechnung war die Kantendetektion deutlich vereinfacht. Um durch die Texturberechnungen keine zu große Bildglättung zu erhalten, wurde eine Fenstergröße von 5x5 Pixeln eingesetzt. Probleme entstanden durch die Fehlklassifikation von Vegetationsschatten aufgrund von Bäumen im Bereich der Hochwasserlinie, die jedoch durch die Nutzung eines digitalen Geländemodells gelöst werden konnten. Da die betrachteten Wasserflächen im SAR-Bild glatt erschienen, wurden insgesamt sehr gute Ergebnisse erzielt.

Song et al. (2007) testen verschiedene Verfahren zur Hochwasserflächenkartierung mit SAR-Daten im Hochgebirgsrelief, wo insbesondere Radarschatten die Detektion von Wasserflächen erschweren, da sie sehr ähnliche Rückstreuungseigenschaften aufweisen (vergleiche Kapitel 2.3). Die Autoren nutzen Radarsat-1-Daten mit HH-Polarisation eines Hochwassers in Südkorea aus dem Jahr 1998. Nach der vergleichenden Analyse verschiedener Texturmaße und Fenstergrößen wurden die Parameter Mittelwert, Kontrast und Varianz sowie die Fenstergröße 3x3 ausgewählt. Aus den drei berechneten Texturparametern wurde ein Falschfarbenkomposit erzeugt, welches anschließend in einer überwachten Klassifikation mit 22 Trainingsgebieten für Wasser- bzw. Landoberflächen weiter verwendet wurde. Die Klassifikationsergebnisse konnten durch die Nutzung eines digitalen Geländemodells und eines daraus abgeleiteten Hangneigungsmodells deutlich verbessert werden.

Zhou et al. (2009) analysieren einen hochauflösenden TerraSAR-X-Datensatz der Stadt Nanjing (China) aus dem Jahr 2008 mit 2,75 m Auflösung. Die Autoren nutzten die Erkenntnis, dass Wasserflächen nur geringe Texturwerte aufweisen, um sie von anderen Landbedeckungsklassen zu trennen. Sie verwendeten exponentiale bzw. sinusförmige Gauss-Filter, sogenannte Gabor-Filter. Zunächst wurde eine Fourier-Transformation durchgeführt, anschließend kamen ringförmige und keilförmige Bandpass-Filter (gerichtete Texturparameter) im Frequenz-Spektrum zum Einsatz. Als problematisch für die automatische Detektion der Wasserflächen in urbanen Gebieten erwiesen sich Gebäudeschatten, da diese ähnliche Frequenzspektren aufweisen. Mit dem vorgestellten Texturverfahren wurden 87,5 % aller Pixel richtig klassifiziert. Mit einem auf die Szene angewendeten Schwellwertansatz wurden zum Vergleich dazu nur 81,0 % korrekt klassifiziert.

Seiler et al. (2009) stellen eine Studie zur Hochwasserkartierung in semiariden Gebieten mit hochauflösenden SAR- und optischen (ASTER) Daten vor. Sie verwenden Envisat-ASAR-Daten (C-Band) mit 12,5 m Auflösung in vertikaler Polarisation. Vom Untersuchungsgebiet des Nigerbinnendeltas in Mali wurden eine Hochwasserszene vom Dezember 2003 sowie eine Szene aus dem März 2004 (Trockenzeit) ausgewertet. Mithilfe der Co-Occurrence-Matrix wurden die Texturparameter Varianz (zur Verstärkung von Kanten und für homogene Gebiete) und Entropie (Maß für die Regellosigkeit) mit der Fenstergröße 11x11 berechnet. Anschließend wurden sowohl überwachte Klassifikationsverfahren mit Trainingsgebieten als unüberwachte Verfahren angewendet. Die Autoren stellen fest, dass die Hinzunahme der Texturinformationen zu einer verbesserten Trennbarkeit von Wasserflächen und Vegetationsgebieten führt. Die Integration der Texturebenen resultiert allerdings in einer Glättung des Klassifikations-Ergebnisses. Für die SAR-Aufnahme während der Trockenzeit konnte demgegenüber keine Verbesserung der Trennbarkeit von Wasser- und Vegetationsflächen festgestellt werden.

Grings et al. (2010) führen Texturanalysen einer Zeitserie von sieben Datensätzen der Jahre 2003 bis 2005 des Parana-Deltas in Argentinien durch. Sie verwendeten Daten des Sensors Envisat ASAR (C-Band) mit VV- und HH-Polarisation. Als statistisches Modell wurde ein multiplikatives Modell gewählt, wobei die entsprechenden Homogenitäts- und Maßstabsparameter bestimmt wurden. Mithilfe eines Strahlungstransfermodells konnten die Autoren zeigen, dass für Marsch- und Waldgebiete eine K-Verteilung der Envisat-ASAR-Daten vorliegt.

Verwendetes Verfahren

Aufgrund der Erfahrungen aus der Literatur wurden verschiedene Texturparameter und Fenstergrößen getestet. Aufbauend auf diese Tests wurden die drei Texturparameter Mittelwert, Standardabweichung sowie Datenspanne ausgewählt. Hinsichtlich der zu verwendenden Fenstergröße hat sich der Wert 5x5 als optimal herausgestellt. Das im Folgenden vorgestellte Verfahren (siehe Ablaufschema in Abbildung 32) ist im Detail beschrieben in Hahmann et al. (2010). Die Methodik lehnt sich in Teilen an die Forschungsergebnisse von Ahtonen et al. (2004) an. Die Eingangsdatensätze dieses Algorithmus sind ein georeferenziertes TerraSAR-X-Amplitudenbild (Prozessierungsstufe EEC) sowie ein digitales Geländemodell (DGM) des betreffenden Gebietes. Verwendet werden DGM-Daten vom SRTM-C-Band mit 90 m geometrischer Auflösung sowie die daraus abgeleitete Hangneigung. Sowohl das DGM als auch der Hangneigungsdatensatz werden verwendet, um Wasserflächen an steilen Hängen sowie im gebirgigen Gelände aus der resultierenden Wassermaske auszuschließen. Ausgehend vom TerraSAR-X-Amplitudenbild werden zunächst ein speckle-gefiltertes SAR-Bild (nach dem von Esch et al. 2010 beschriebenen Verfahren) sowie drei Texturkanäle (Mittelwert, Standardabweichung, Datenspanne; Fenstergröße 5x5) berechnet. Die Texturkanäle werden einer logarithmischen Daten-Transformation unterzogen, um die Unterscheidbarkeit von Wasser- und

Landoberflächen zu verbessern (vergleiche Ahtonen et al. 2004). Nachfolgend werden die einzelnen Texturkanäle zu einem gemeinsamen Datensatz kombiniert, der mit einer unüberwachten Klassifikation weiterverarbeitet wird. Im so vorklassifizierten Bild werden potentielle Klassen für Wasserflächen sowie für überflutete Waldgebiete (sofern im Beispiel vorhanden) interaktiv ausgewählt. Durch die Nutzung von Schwellwerten für Wasserflächen und überflutete Waldgebiete werden ebenfalls potentielle Gebiete dieser Klassen aus dem speckle-gefilterten Bild abgeleitet. Der Schwellwert für die überfluteten Waldgebiete resultiert aus dem Wissen, dass die Signalkückstreuwerte für diese Wälder aufgrund sogenannter starker Double-Bounce-Effekte gegenüber nicht überfluteten Waldgebiete signifikant erhöht sind. Die Ergebnisse der unüberwachten Klassifikation sowie des Schwellwertansatzes werden schließlich fusioniert und abschließend mit einem Mittelwertfilter der Fenstergröße 5x5 geglättet, um zu kleine detektierte Wasserflächen vom Ergebnis auszuschließen. Das Resultat dieser Methode ist ein Rasterdatensatz, der eine Wassermaske sowie (wenn vorhanden) eine Maske der überfluteten Waldgebiete enthält. Die Erfahrungen der Autoren stützen die Erkenntnisse von Ahtonen et al. (2004), die für das texturbasierte Verfahren nur eine eingeschränkte Einsetzbarkeit für durch Wind- und Welleneinfluss aufgeraute Wasserflächen feststellen.

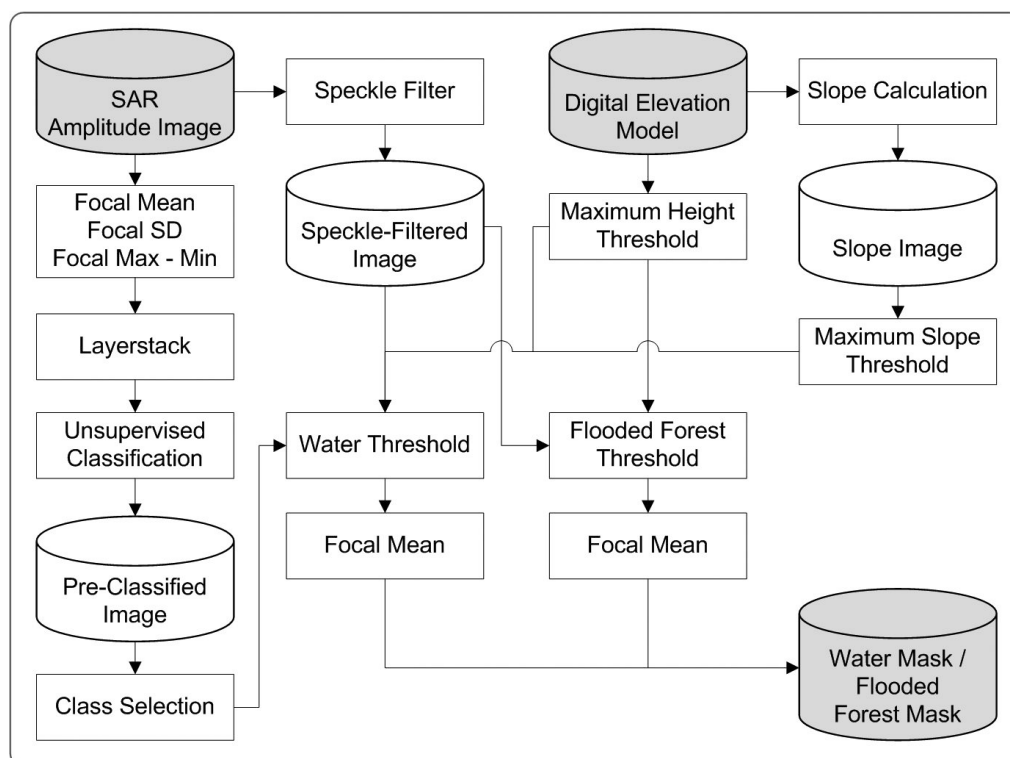


Abbildung 32: Ablaufschema der Wasserdetektion mit dem Texturverfahren unter Nutzung eines Digitalen Geländemodells (nach Hahmann et al. 2010)

Ergebnisse

In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse des texturbasierten Verfahrens anhand zweier Beispiel-Datensätze des Satelliten TerraSAR-X des Forggensees (Deutschland) sowie einer TerraSAR-X-Aufnahme eines Hochwasserereignisses am Black River (USA) vorgestellt.

Die Validierung fernerkundungsdatenbasierter Methoden mit sogenannten In-Situ-Daten ist ein entscheidender Punkt für die Bewertung der Genauigkeit der verwendeten Verfahren. Da während der SAR-HQ-Projektlaufzeit kein größeres Hochwasserereignis in Deutschland bzw. den benachbarten Alpenländern auftrat, wurde der oberbayrische Forggensee als Untersuchungsgebiet ausgewählt. Da der Forggensee für Zwecke des Hochwasserschutzes und der Energiegewinnung aus Wasserkraft bewirtschaftet ist, weist er im Jahresverlauf variierende Pegelstände auf. Er kann somit als Testgebiet für die Erfassung von Wasserständen verschiedener Flächenausdehnung genutzt werden, was ja auch die Kernaufgabe bei Hochwasserkartierungen darstellt. In der Sommersaison befindet sich der Forggensee im Vollstau, um optimale Bedingungen für den Wassertourismus zu schaffen. Im Winter wird der Pegelstand vor allem zum Hochwasserschutz stark abgesenkt (um ca. 15 m).

In beiden Zeitphasen wurde je eine Geländekampagne durchgeführt. Jeweils am Tag der Feldbegehung wurde mit dem Satelliten TerraSAR-X eine räumlich hochauflösende Szene im SpotLight-Modus (1,75 m geometrische Auflösung, horizontale Polarisation) aufgenommen sowie mit einem differentiellen GPS-Empfänger (DGPS) eine Reihe von Uferpunkten an verschiedenen Uferbereichen des Forggensees zentimetergenau erfasst (siehe Abbildung 33). Der erste Aufnahmetag war der 17.07.2008 bei hohem Sommer-Wasserstand des Forggensees. Die zweite DGPS-Referenzvermessung von Uferpunkten wurde am 31.03.2009 durchgeführt. Die Bedingungen an diesem Tag waren gekennzeichnet von einem niedrigen Wasserstand zu Beginn des Frühlings sowie durch eine Schnee-, Eis-, sowie Schlammbedeckung der ufernahen Abschnitte des Forggensees.



Abbildung 33: Aufnahme von DGPS-Referenzpunkten an der Uferlinie des Forggensees am 17.07.2008 (links) sowie am 31.03.2009 (rechts)

Abbildung 34 zeigt eine Gegenüberstellung der TerraSAR-X-Aufnahme des Forggensees mit einem Farbkomposit der Texturkanäle sowie der erzeugten Wassermaske mit überlagerten DGPS-Referenzpunkten der Geländekampagne vom 17.07.2008. Insgesamt wurden 246 Punkte entlang der Uferlinie aufgenommen. Das Texturbild verbessert die visuelle Trennbarkeit der Landbedeckungsklassen Wasser, Wald, niedrige Vegetation sowie Siedlung. Die mit dem Verfahren erstellte Wassermaske ist visuell als sehr gut einzuschätzen. Die eingemessenen Uferpunkte sind alle sehr nah zur Wassermaske gelegen.

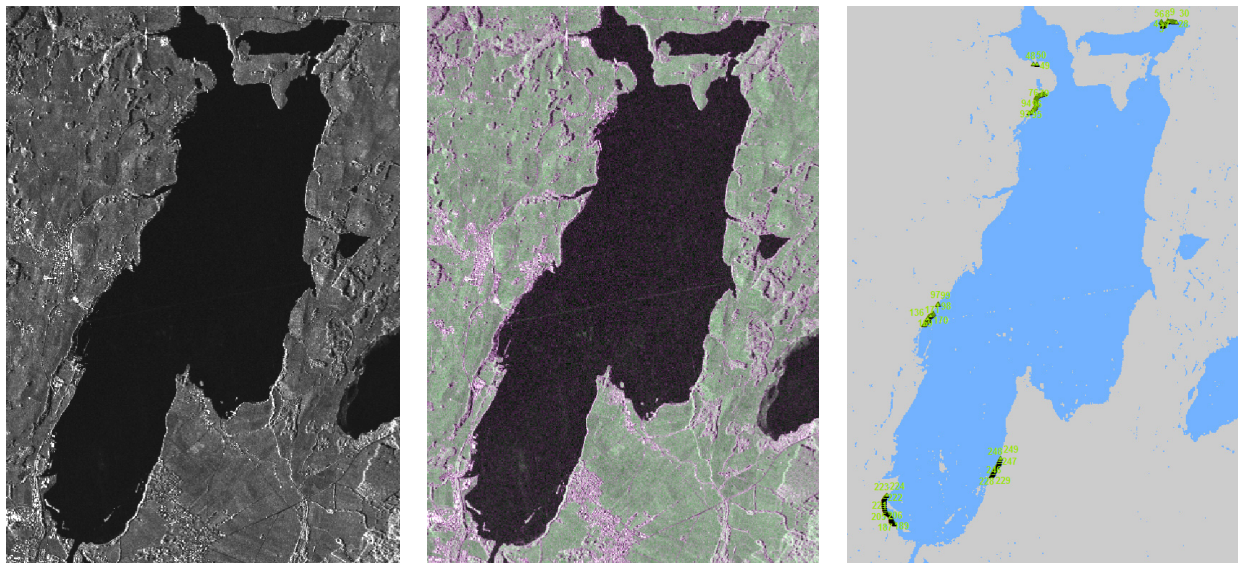


Abbildung 34: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene des Forggensees (Deutschland) (links), SpotLight-Modus (1,75 m geometrische Auflösung), horizontale Polarisation (HH), 17.07.2008; Farbkomposit dreier Texturparameter des Amplitudenbildes (Mitte); abgeleitete Wassermaske mit Lage der DGPS-Messpunkte (rechts).

Die originalen TerraSAR-X-Daten, das Texturbild sowie die resultierende Wassermaske vom 31.03.2009 sind in Abbildung 35 vergleichend dargestellt. Die Wassermaske ist in diesem Fall weniger gut als bei der Sommer-Aufnahme vom 17.07.2008. Bedingt durch die Schnee- und Eisbedeckung im Umfeld des Forggensees mit ähnlichen Grauwerten dieser Flächen sowie der offenen Wasserflächen erscheinen außerhalb der kompakten Hauptwasserfläche des kleinen „Winter-Forggensees“ zahlreiche weitere kleine Wasserflächen, die gegebenenfalls durch die Nachbearbeitung (Mindestgröße für Wasserflächen) eliminiert werden können. Bei der Geländeaufnahme am 31.03.2009 wurden 20 DGPS-Uferpunkte vermessen.

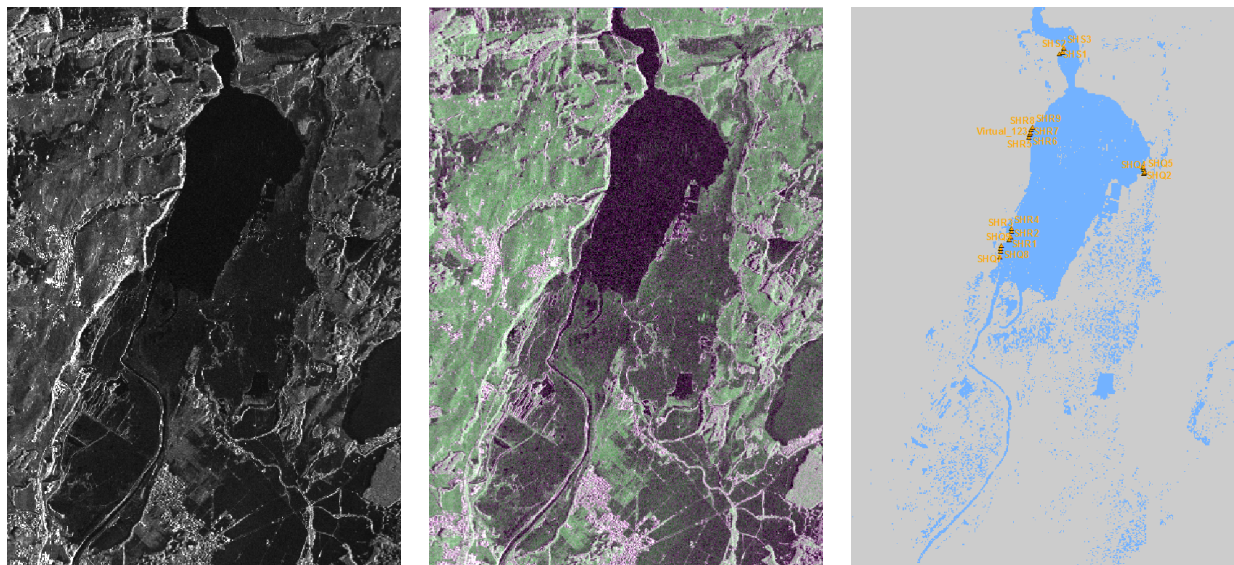


Abbildung 35: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene des Forggensees (Deutschland) (links), SpotLight-Modus (1,75 m geometrische Auflösung), horizontale Polarisation (HH), 31.03.2009; Farbkomposit dreier Texturparameter des Amplitudenbildes (Mitte); abgeleitete Wassermaske mit Lage der DGPS-Messpunkte (rechts).

Die Ergebnisse der Validierung der mit dem Texturverfahren erzeugten Wassermaske mit den DGPS-Daten sind in Tabelle 5 zusammengefasst. Für die Auswertung wurden die Abstände zwischen den DGPS-Punkten und der erzeugten Wassermaske ermittelt. Für den Datensatz vom 17.07.2008 wurde eine Auswahl von 50 Punkten analysiert, indem jeder fünfte Punkt des Gesamtdatensatzes betrachtet wurde. Der kleinere DGPS-Datensatz vom 31.03.2009 mit 20 Punkten wurde vollständig ausgewertet. Es ergaben sich mittlere Abstände von 7,06 m für die Sommerszene bzw. 4,50 m für die Frühjahrsaufnahme. Die Standardabweichungen der Abstände betrugen 4,18 m für den 17.07.2008 und 3,42 m für die Daten vom 31.03.2009.

Eine Erklärung für die besseren Werte für die Frühjahrsaufnahme ist, dass bei der Sommeraufnahme während des Normalwasserstandes hohe Ufervegetation (Bäume) eine Rolle gespielt hat. Durch Bäume wird teilweise die eigentliche Uferlinie in der SAR-Aufnahme verdeckt, wodurch hier ein größerer Fehler entstehen kann. Bedingt durch den niedrigen Wasserstand am 31.03.2009 ist im Uferbereich an diesem Tag kein störender Vegetationseinfluss vorhanden. Ebenfalls kann der erhöhte Wasserstand (leichtes Hochwasser) am 17.07.2008 zu kleineren Fehlern geführt haben, da niedrige Vegetation (Gras) teilweise im oder unter Wasser stand (vergleiche Abbildung 33).

Ein weiterer Aspekt der besseren Ergebnisse vom 31.03.2009 ist, dass an diesem Tag pro DGPS-Messpunkt mehrere Minuten gemessen wurde, wohingegen die Messzeit pro Punkt während der Sommermessung nur wenige Sekunden betrug. Eine weitere Fehlerquelle, die für beide Aufnahmen gleichermaßen zutrifft, ist, dass der Zeitabstand zwischen der Aufnahme der TerraSAR-X-Daten und der DGPS-Uferpunktmessung bis zu zehn Stunden betragen hat, wobei

potentielle Pegelstandsschwankungen (Höhe) in diesem Zeitintervall natürlich auch zu horizontalen Lageveränderungen der Uferlinie geführt haben können.

Tabelle 5: Genauigkeitsvergleich der DGPS-Messwerte aus der Feldkampagne mit den Ergebnissen der texturbasierten Wassermaskenableitung für das Untersuchungsgebiet Forggensee

Aufnahmedatum	17.07.2008	31.03.2009
Anzahl der DGPS-Messpunkte	50	20
Mittelwert der Abstände zwischen DGPS-Punkt und Wassermaske	7,06 m	4,50 m
Standardabweichung der Abstände zwischen DGPS-Punkt und Wassermaske	4,18 m	3,42 m

Ein weiteres Beispiel (Abbildung 36) zeigt eine Hochwassersituation in Arkansas (USA). Diese ist dadurch gekennzeichnet, dass nicht nur landwirtschaftliche Flächen überflutet wurden, sondern auch Waldgebiete. Die überfluteten Waldgebiete sind als charakteristische helle Bildbereiche im TerraSAR-X-Amplitudenbild zu erkennen. Die starken Rückstreusignale entstehen durch den sogenannten Double-Bounce-Effekt, d.h. die Doppel- bzw. Mehrfachreflexion der emittierten Satellitensignale an den Baumstämmen und der Wasseroberfläche. Dies konnte genutzt werden, um mit dem Texturverfahren neben den offenen Wasserflächen auch die überfluteten Waldgebiete zu kartieren (siehe Abbildung 36).

Für Siedlungsgebiete kann die Maske der überfluteten Waldgebiete durch eine Editierung noch verbessert werden, d.h. es können Siedlungsgebiete, die inkorrekt als überflutete Waldgebiete klassifiziert wurden, aus dieser Maske entfernt werden. Die Ursache der Fehlklassifizierung ist, dass Gebäude aufgrund der sogenannten Corner-Reflexion (Zweifachreflexion des eingestrahlten Signals an Gebäudekanten) hohe Rückstreuwerte aufweisen und daher durch das Schwellwertverfahren als überflutete Waldflächen ausgewiesen werden.

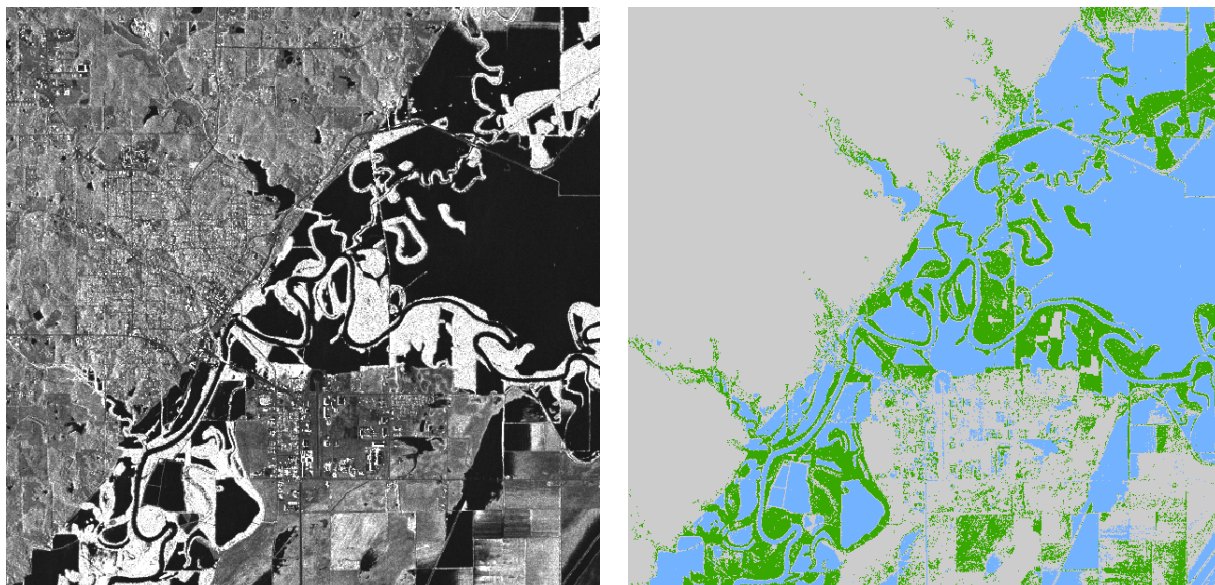


Abbildung 36: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene eines Hochwasserereignisses des Black Rivers im Bereich der Stadt Pocahontas (Arkansas, USA), SpotLight-Modus (1,75 m geometrische Auflösung), horizontale Polarisation (HH), 27.03.2008 (links); abgeleitete Wassermaske in blau sowie Maske der überschwemmten Waldbereiche in grün (rechts).

2.4.1.6 Aktive Konturen

Einleitung

Aktive-Kontur-Verfahren finden seit mehr als 20 Jahren sowohl in der fernerkundungsdatenbasierten als auch in der medizinischen Bildverarbeitung zunehmend Verwendung. Zwei grundlegende Verfahren, die Parametrischen Aktiven Konturen und die Geometrischen Aktiven Konturen, wurden in dieser Zeit entwickelt. Deren Charakteristika sollen im Folgenden kurz vorgestellt werden.

Parametrische Aktive Konturmodelle (in der Literatur oft auch als Snakes bezeichnet) sind energieminimierende Splines, die durch externe Randbedingungen und Bildkräfte beeinflusst werden und dadurch in Richtung von Bildelementen wie z.B. Linien oder Kanten gezogen werden. Dieses Konzept wurde zuerst von Kass et al. (1987) eingeführt. Die Autoren sehen für die Methode sowohl für die voll-automatische als auch die semi-automatische Bildinterpretation Potential, wobei im zweiten Fall die Aktiven Konturen für den Bildanalysten ein unterstützendes Werkzeug sein sollen.

Betrachtet wird eine Parametrische Kurve $C(s) = (x(s), y(s))$ mit s als Bogenlänge sowie x und y als Koordinaten der zweidimensionalen Kurve. Nach Kass et al. (1987) lässt sich die Grundformel für parametrische Aktive Konturen wie folgt schreiben:

$$E(C(s)) = \int_0^1 [E_{img}(C(s)) + E_{int}(C(s)) + E_{con}(C(s))] ds \quad (3)$$

wobei E die Gesamtenergie der Snake bezeichnet. E_{img} ist die Bildenergie, E_{int} die interne Energie, die Form und Bewegungsverhalten des zu segmentierenden Objektes beschreibt und E_{con} ist der Energieterm, mit dem die externen Randbedingungen integriert werden können.

Das Konzept der Geometrischen Aktiven Konturen (in der Literatur oft auch als Level Sets bezeichnet) wurde zum ersten Mal von Malladi et al. (1995) beschrieben. Die Kernidee des Level-Set-Ansatzes ist es, eine Linienfront $\gamma(t)$ als die Grundebene $\psi(x, t) = 0$ einer Oberfläche $\psi(x, t)$ zu repräsentieren. Ziel ist dabei, eine Bewegung der Linienfront als Auswirkung einer Bewegung der Oberfläche zu erzeugen, in die $\gamma(t)$ gemäß folgender Formel eingebettet ist:

$$\gamma(t)_{t=0} = (x | \psi(x, t) = 0)_{t=0} \quad (4)$$

Die Bewegungsrate wird in der Form $\partial \psi / \partial t = F |\nabla \psi|$ definiert. Dabei bezeichnet $\nabla \psi$ den Differenzoperator und F eine skalare Funktion, die die nach oben gerichtete Geschwindigkeit in der senkrechten Richtung zu ψ angibt. Die Gleichung für die Bewegung der Oberfläche ergibt sich damit zu

$$\psi_{n+1} = \psi_n + \Delta t \cdot F |\nabla \psi_n| \quad (5)$$

Die Geschwindigkeitsfunktion spielt eine entscheidende Rolle innerhalb der Level-Set-Methoden, da ihr Wert und ihre Richtung die Ausbreitungsgeschwindigkeit und -richtung der Linienfront vorgeben gemäß

$$F = F_{prop} + F_{curv} + F_{adv} \quad (6)$$

wobei F_{prop} die Ausbreitungsgeschwindigkeit, F_{curv} die Krümmungsgeschwindigkeit und F_{adv} die Advektionsgeschwindigkeit bezeichnen.

Eine Zusammenstellung von Vor- und Nachteilen beider Aktiven-Kontur-Verfahren ist in Tabelle 6 aufgeführt.

Tabelle 6: Vergleich von wichtigen Eigenschaften, Vor- und Nachteilen von Parametrischen und Geometrischen Aktiven Konturen (nach Burkert 2009)

Parametrische Aktive Konturen	Geometrische Aktive Konturen
Explizite Repräsentation der Kontur in ihrer parametrischen Form während der Deformation	Implizite Repräsentation der Kontur als eine Null-Höhenlinie einer höher-dimensionalen Level-Set-Funktion
Interaktive Bearbeitung während der Optimierung durch Nutzer möglich	Interaktion nicht möglich, Parametrisierung wird erst nach der vollständigen Ausbreitung berechnet
Topologie nicht veränderlich (z.B. Aufteilung oder Fusion der Aktiven Kontur)	Topologieänderungen sind möglich
Abhängigkeit des Segmentierungsergebnisses von der Initialisierung der Aktiven Kontur, lokale Optimierung	Unabhängigkeit von der Initialisierung
Höhere Berechnungseffizienz	Geringere Recheneffizienz durch wiederholte Berechnung der Höhenlinien

Literaturüberblick / Stand der Forschung

Sowohl parametrische Aktive Konturen (Snakes) als auch geometrische Aktive Konturen (Level Sets) sind in der Vergangenheit sowohl für eine Anzahl von Wasserdetektionsverfahren als auch für die Extraktion weiterer Parameter aus Fernerkundungsdaten eingesetzt worden. Einige wichtige ausgewählte Forschungsergebnisse werden im Folgenden kurz vorgestellt.

Mason und Davenport (1996) entwickeln ein semiautomatisches Verfahren zur Detektion der Küstenlinien in ERS-1-SAR-Daten (12,5 m geometrische Auflösung). Um die Rechenzeiten zu verringern, wird ein multiskaliger Ansatz vorgeschlagen. Zunächst wird in einem auflösungsreduzierten Bild ein Kantendichtedatensatz berechnet, ausgehend von der Annahme, dass Meeresflächen in SAR-Daten Gebiete mit deutlich geringerer Kantendichte im Vergleich zu Landoberflächen sind. Über ein Schwellwertverfahren werden anschließend starke Kanten ausgewählt. Größere Regionen ohne Kanten werden als vorläufige Meeresregionen ausgewiesen. Nachfolgend wird die Position der Küstenlinie abschnittsweise in den Bilddaten mit voller Auflösung durch ein Aktives-Kontur-Modell verfeinert. Das auf den Algorithmen von Williams und Shah (1992) sowie Ivins und Porritt (1994) basierende, manuell zu initialisierende Snake-Verfahren, erlaubt keine Topologieänderungen der Snakes. Für das Testgebiet an der englischen Ostküste zeigt der Vergleich mit Geländemessungen eine gute Übereinstimmung mit einem maximalen Abstand von einem Pixel.

Mason et al. (2007) nutzen ein Aktives-Kontur-Modell mit manueller Initialisierung, um Hochwasserflächen in einem ERS-1-SAR-Datensatz eines Themse-Hochwasser von 1992 zu erfassen. Durch die Integration von LIDAR-Daten (DGM mit 1 m Auflösung) in das Aktive-Kontur-

Modell kann insbesondere in Bereichen trocken liegender niedriger Vegetation, die direkt an die Hochwasserflächen angrenzen, eine deutliche Verbesserung der Lage der Hochwasserlinie erreicht werden. Der RMS-Fehler der Differenzen der Höhenlage der Hochwasserlinien zu einem Luftbild-Vergleichsdatensatz konnte durch die Hinzunahme der LIDAR-Höhen-Daten von 221 cm auf 56 cm reduziert werden. Mason et al. (2009) nutzen die Ergebnisse der Untersuchung von Mason et al. (2007), um ein hydraulisches Überflutungsmodell zu kalibrieren. Auch hier zeigte sich, dass sich die Ergebnisse verbessern, wenn zum Aktiven-Kontur-Modell für die SAR-Daten-Segmentierung LIDAR-Daten hinzugenommen werden.

Mason et al. (2010) testen das Aktive-Kontur-Verfahren für die Hochwasser-Detektion in urbanen Gebieten. Sie untersuchen eine TerraSAR-X-Szene eines Hochwassers in der Stadt Tewkesbury (England) aus dem Jahr 2007 im StripMap-Modus (3 m geometrische Auflösung). Als Vergleichsdaten für die Genauigkeitsabschätzung werden Luftbilder verwendet, die mit einem bzw. zwei Tagen Abstand zur SAR-Aufnahme aufgezeichnet wurden. Mit Hilfe eines SAR-Simulators und LIDAR-Daten (2 m Auflösung) werden für das Stadtgebiet Bereiche ausgewiesen, die von den Radarabbildungseffekten Schatten und Layover beeinflusst sind. Mit dem semiautomatischen Aktiven-Kontur-Verfahren (manuelle Initialisierung, manuelle Fehlerkorrektur des Ergebnisses) wird unter Integration der LIDAR-Daten eine Hochwassermaske generiert. Dabei wurden die hohen Krümmungswerte in den engen Straßenzügen im Stadtbereich als problematisch für das Snake-Verfahren im urbanen Raum identifiziert. Aus diesem Grund wurden die Snakes nur im ländlichen Raum genutzt, wohingegen im Stadtgebiet eine überwachte Klassifikation mit einem Amplitudenschwellwert durchgeführt wurde. Durch den Vergleich mit einer manuell aus den Luftbilddaten abgeleiteten Wassermaske wurde festgestellt, dass 76 % der überfluteten Gebiete im urbanen Raum richtig klassifiziert wurden, wenn man nur die für TerraSAR-X sichtbaren Gebiete betrachtet. Dieser Wert sank auf 58 %, wenn man die Schatten- und Layoverflächen mit einbezieht.

Horritt (1999) führt ein statistisches Aktives-Kontur-Modell mit manueller Initialisierung zur Segmentierung von SAR-Bilddaten in Bildregionen mit homogener Speckle-Statistik ein. Das Verfahren berechnet die lokalen Grauwerte sowie die Texturparameter Mittelwert und Varianz entlang der Kontur. Damit die Methode angemessen glatte Linien erzeugt, werden die Parameter Spannung und Steifheit für die Krümmung der Kurve als Randbedingung in den Snake-Algorithmus integriert. Das vorgestellte Verfahren kann mit komplexen Topologiesituationen umgehen, indem es die Aufteilung sowie Fusion von einzelnen Snake-Abschnitten erlaubt. Die iterative Fortentwicklung der Aktiven Kontur wird gestoppt, wenn die umspannte Fläche konstant bleibt. Ein Vergleich des automatischen Verfahrens zu einer manuellen Segmentierung der Küstenlinie der englischen Ostküste in einem ERS-1-SAR-Datensatz ergibt einen RMS-Fehler von 1,25 Pixeln. Horritt et al. (2001) nutzen das Snake-Verfahren, um ein Hochwasser an der Themse

(Großbritannien) in drei ERS-1-Szenen von 1992 und 1993 zu kartieren. Der Vergleich mit Luftbildern, die mit zwei Stunden Zeitabstand zur SAR-Aufnahme aufgezeichnet wurden, zeigte, dass 75 % der Wasserlinie korrekt klassifiziert wurden sind, 70 % der Uferlinie lagen innerhalb von 20 m Abstand zu den aus den Luftbildern abgeleiteten Referenzdaten. Hauptfehleranteil waren trockene Vegetationsgebiete, die ähnliche Rückstreuwerte aufwiesen wie offene Wasserflächen. Eine weitere Studie von Horritt et al. (2003) nutzte das Snake-Verfahren, um überflutete Vegetationsgebiete an der englischen Ostküste in L-Band- und C-Band-Daten zu detektieren, die mit dem flugzeuggetragenen Sensor E-SAR aufgenommen wurden. Die Autoren nutzten hierfür zwei aktive Konturen, einerseits für die Kartierung offener Wasserflächen, andererseits zur Detektion trockener Vegetationsgebiete. Das dazwischen liegende Gebiet wurde als überflutetes Vegetationsgebiet ausgewiesen.

Niedermeier et al. (2000) entwickeln ein semiautomatisches Verfahren zur Küstenliniendetektion in SAR-Daten auf Basis von Wavelet- und Aktiven-Kontur-Methoden. Die aus mehreren Schritten bestehende Datenverarbeitungskette startet mit einer Wavelet-Zerlegung des SAR-Bildes. Mit einem Schwellwertverfahren werden potentielle Land-Wasser-Kanten detektiert und der Rauschanteil (Speckle-Effekt) des SAR-Bildes eliminiert. Das sich anschließende Blocktracing dient der Ermittlung angenäherter Grenzbereiche von Land- und Wasserflächen. Im Blocktracing-Verfahren erfolgt ein manueller Eingriff zur Verbesserung des Ergebnisses. Eine weitere Verfeinerung des Ergebnisses wird durch weitere Wavelet-Methoden (Kantenauswahl, Maßstabsübertragung) erreicht. Der finale Rechenschritt verbindet einzelne Kantensegmente durch ein Aktives-Kontur-Verfahren miteinander, das an die Methode von Mason und Davenport (1996) angelehnt ist. Das vorgestellte Verfahren wird auf eine Zeitserie aus 24 ERS-1/-2-Datensätzen (12,5 m geometrische Auflösung) angewendet, die über fünf Jahre im Bereich der Elbmündung im Wattenmeer in der Deutschen Bucht aufgenommen wurden. Die ermittelten Differenzen zwischen der automatisch abgeleiteten Küstenlinie und einem manuell digitalisierten Vergleichsdatensatz betragen im Mittel 2,5 Pixel (31 m) für Festlandsflächen und 1,1 Pixel (14 m) für Inseln. Mehr als 85% der detektierten Uferlinienpunkte haben weniger als oder genau zwei Pixel Abstand zum manuell erzeugten Referenzdatensatz.

Heremans et al. (2003) nutzen sowohl einen objektorientierten Klassifikationsalgorithmus als auch ein Aktives-Kontur-Verfahren, um Hochwasserflächen aus Envisat-ASAR-Daten eines Hochwasserereignisses aus dem Jahre 2003 in Belgien automatisch zu detektieren. Zur Vorverarbeitung für beide Verfahren wird eine Georeferenzierung und Speckle-Filterung der SAR-Daten durchgeführt. Zur Extraktion der Startpolygone für das Aktive-Kontur-Verfahren wird ein Schwellwertverfahren mit sich anschließenden mathematischen Morphologie-Operatoren genutzt. Das objektorientierte Verfahren ist besser geeignet, um die dunklen Bildregionen (Wasserflächen) genauer zu kartieren, während durch das Aktive-Kontur-Verfahren durch vorgegebene

Kurvenkrümmungsparameter homogenere und damit größere Wasserflächen erfasst werden, insbesondere werden somit kleine isolierte überflutete Vegetationsbereiche mit in die Hochwassermaske integriert. Die Autoren empfehlen aufgrund dieser Eigenschaften, beide Methoden komplementär einzusetzen.

Ahtonen et al. (2004) stellen ein im Kontext des FloodMan-Projektes entwickeltes Verfahren vor, das den Snake-Algorithmus nach Horritt et al. (2001) für die Detektion von Wasserflächen in SAR-Daten nutzt. Ausgangspunkt des Verfahrens ist entweder die manuelle Initialisierung jeder einzelnen Wasserfläche im Bild oder die Nutzung vorhandener Wasserflächen-Vektordaten. Weitere diskutierte Möglichkeiten zur Snake-Initialisierung sind ein vorgeschaltetes Amplitudenschwellwertverfahren oder die Integration von optischen Vergleichssatellitendaten. Die Initialisierungsfläche muss jeweils vollständig innerhalb der zu detektierenden Wasserfläche liegen. Das selbständig konvergierende Snake-Verfahren nutzt die Texturparameter Mittelwert und Varianz. Insbesondere für durch vom Wind aufgeraute Wasserflächen ist die manuelle Einstellung der Snake-Parameter durch den Bildinterpreteten notwendig. Das vorgestellte Snake-Verfahren wird auf ERS-2-Daten mehrerer Hochwassersituationen in Finnland im Jahre 2001 angewendet.

Ouyang et al. (2004) erarbeiten ein Level-Set-Verfahren zur automatischen Küstenliniendetektion in Radarsat-Daten. Die Idee zur Beschleunigung des relativ langsamen Verfahrens ist ein Multiresolutionsansatz. Die Konturgenerierung mit dem Level-Set-Verfahren erfolgt zunächst in einem Bild mit reduzierter geometrischer Auflösung. Dessen Ergebnis wird anschließend als Startvektor für das Level-Set-Verfahren im hochauflösenden Bild genutzt. Vorteile der Methode sind neben der Speckle-Reduktion im auflösungsreduzierten Bild eine signifikante Beschleunigung des Verfahrens, jedoch ohne Genauigkeitsverlust. Die Autoren demonstrieren ihr Verfahren an einem relativ kleinen Bild mit 256 x 256 Pixeln. Bei Reduzierung auf 64 x 64 Pixel für die erste Level-Set-Iteration wird das Verfahren 8mal schneller als die herkömmliche Methode.

Schumann et al. (2009) stellen einen Algorithmus vor, der durch die Kombination fünf verschiedener Bildverarbeitungsmethoden eine Hochwasser-Wahrscheinlichkeitskarte aus Satellitenradardaten erzeugen kann. Die Autoren testen den Ansatz an zwei Datensätzen eines Hochwassers vom Dezember 2006 am Fluss Dee (Wales). Von den Satelliten ERS-2 (25 m geometrische Auflösung) und Envisat ASAR (150 m geometrische Auflösung, beide C-Band, VV-Polarisation) wurden mit weniger als einer halben Stunde Abstand zwei Szenen vom gleichen Gebiet aufgezeichnet. Zur Datenvorverarbeitung wurde eine Speckle-Filterung mit dem Sigma-Lee-Filter durchgeführt. Die genutzten Methoden umfassen die visuelle Interpretation (manuelle Digitalisierung der Hochwassergrenzen), ein histogrammbasiertes Schwellwertverfahren, die Texturparameter Varianz und Mittlere Euklidische Distanz sowie ein Aktives-Kontur-Modell nach Mason und Davenport (1996). Mit allen Verfahren wurden vergleichbare Ergebnisse gewonnen, wobei sich die Unterschiede vor allem im Detail zeigten. Abschließend wurde eine Hochwasser-

Wahrscheinlichkeitskarte unter gewichteter Einbeziehung aller fünf angewendeten Verfahren generiert.

Xiao et al. (2008) stellen ein Verfahren vor, dass unter Nutzung der Curvelet-Transformation und von GVF-Snakes (Gradient Vector Flow) Uferlinien von Flüssen in Fernerkundungsbildern detektieren kann. Anhand von Daten eines Testgebietes am Jangtse-Fluss in China konnten die Autoren in einem Vergleich aufzeigen, dass das vorgestellte Verfahren genauer und leistungsfähiger ist als bisherige wavelet-basierte GVF-Snake-Verfahren sowie Canny-Kanten-Detektorverfahren.

Silveira und Heleno (2009) präsentieren ein halb-automatisches Verfahren, das mit Hilfe von regionenbasierten Level Sets eine Segmentierung von Wasser- und Landflächen in SAR-Daten erzeugt. Zunächst ist die Initialisierung einer Startregion durch den Bildinterpreteten erforderlich. Dabei sollte ein repräsentativer Bildausschnitt gewählt werden, der charakteristische Flächen beider Klassen enthält. Anschließend wird die logarithmische Normalverteilung als Wahrscheinlichkeitsmodell für die Intensitätswerte von Wasser- und Landflächen berechnet. Schließlich erfolgt die automatische Segmentierung der Bilddaten mit dem Level-Set-Verfahren. Die Autoren testen die Methode mit Envisat-ASAR- und ERS-2-Daten (VV-Polarisation, 150 m bzw. 30 m geometrische Auflösung) von Küsten- und Flussabschnitten in Portugal und Spanien, die teilweise auch Hochwassersituationen zeigen. Als markante Vorteile des Level-Set-Verfahrens stellen die Autoren heraus, dass die initiale Kontur sich aufteilen kann und auch für durch Wind aufgeraute Wasserflächen recht gute Ergebnisse erzeugt werden. In Gebieten mit deutlichem Reliefeinfluss erfolgt eine falsche Klassifizierung von Radarschattenbereichen als Wasserflächen. Mit Hilfe eines DGMs kann dieses Problem jedoch gelöst werden. Durch einen Vergleich mit manuell aus den Bilddaten digitalisierten Uferlinien kann die erzielte Klassifikationsgenauigkeit mit der vorgestellten Methode auf 63,3 % quantifiziert werden.

Weitere Anwendungsbeispiele für die Nutzung Aktiver-Kontur-Methoden zur Fernerkundungsdatenauswertung umfassen unter anderem die Arbeit von Keaton und Brokish (2002), die mit Hilfe von Level Sets eine Straßenextraktion aus multispektralen Ikonos-Daten durchgeführt haben, eine Studie von Gang et al. (2003), die eine Deichdetektion in einem Testgebiet in China mit Hilfe von parametrischen aktiven Konturen auf Basis eines DGM vorstellen, eine Arbeit von Marques et al. (2009), die mit einem Level-Set-Verfahren punkthafte Objekte (z.B. Schiffe) in Radarsat-Daten detektieren sowie die Untersuchung von Ball und Bruce (2007), die Level Sets nutzten, um optische hyperspektrale Bilddaten zu klassifizieren. Letztere konnten mit dem Level-Set-Verfahren die Genauigkeit der Klassifizierung auf 99,7 % steigern, im Vergleich zu einem Maximum-Likelihood-Klassifikator, mit dem eine Genauigkeit von 95,5 % erreicht wurde.

Ergebnisse

Die Verfahren der Parametrischen und der Geometrischen Aktiven-Kontur-Modelle wurden im Rahmen einer Untersuchung auf ihre Eignung für die Extraktion von Wasserflächen aus hochauflösenden TerraSAR-X-Daten getestet (siehe Hahmann und Wessel 2010). Zum einen wurde ein Parametrisches Aktives-Kontur-Modell, welches von Hamarneh et al. (2000) entwickelt wurde, genutzt (siehe auch Hamarneh 2009), zum anderen kam ein Geometrisches Aktives-Kontur-Modell, das von Wasilewski (2005) implementiert wurde (angelehnt an das Verfahren von Chan und Vese 2001), zum Einsatz. Beide Algorithmen wurden innerhalb der Softwareumgebung Matlab getestet.

Zwei Testgebiete in Süddeutschland wurden für die Anwendung der Segmentierungsverfahren ausgewählt. Eine TerraSAR-X-Szene im SpotLight-Modus zeigt den Forggensee mit glatter Wasseroberfläche (siehe Abbildung 37a). Eine TerraSAR-X-Szene, die im StripMap-Modus aufgezeichnet wurde, zeigt den Ammersee mit einer stark aufgerauten Wasseroberfläche aufgrund eines markanten Einflusses von durch Wind induzierten Wellen (siehe Abbildung 37b). Beide Datensätze wurden mit horizontaler Polarisation aufgenommen. Die Abbildungen 37c-f zeigen die Segmentierungsergebnisse, die für beide TerraSAR-X-Szenen mit jeweils beiden Verfahren erzeugt wurden.

Bei beiden Methoden handelt es sich um semi-automatische Verfahren. Der Eingriff eines Bildinterpreten ist erforderlich für die Initialisierung und die Parametereinstellung der Aktiven-Kontur-Modelle. Der Implementierung des Algorithmus nach Hamarneh (Parametrisches Aktives-Kontur-Modell) erfordert die Digitalisierung eines Startpolygons, das sich innerhalb des zu detektierenden Objektes befindet, d.h. einer Wasserfläche in unserer Untersuchung (rote Polygone in der Abbildung 37a-b). Im Verlaufe der Bewegung des Snake-Modells können vom Bildinterpreten sogenannte Zwangspunkte entlang oder in der Nähe der Uferlinie gesetzt werden, um das Segmentierungsergebnis zu verbessern. Für die Initialisierung des Level-Set-Verfahren nach Wasilewski ist die manuelle Digitalisierung eines kleinen Polygons innerhalb einer Wasserfläche notwendig (grüne Polygone in der Abbildung 37a-b).

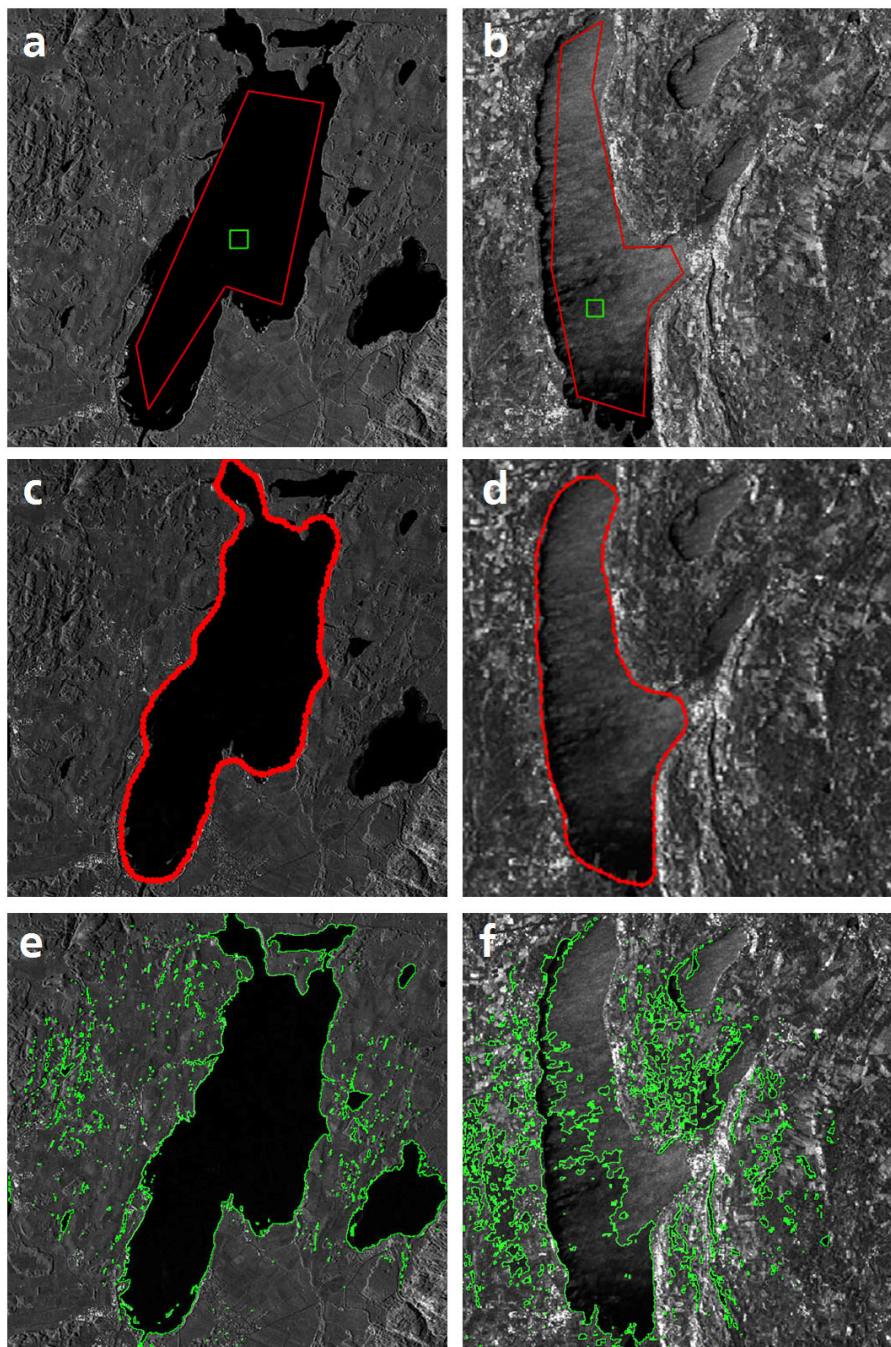


Abbildung 37: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene im SpotLight-Modus des Forggensees (17.07.2008, Deutschland) (a), Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene im StripMap-Modus des Ammersees (30.11.2007, Deutschland) (b), die roten und grünen Polygone zeigen die Initialisierung für beide verwendeten Aktiven-Kontur-Modelle (a, b); Finales Segmentierungsergebnis mit der parametrischen Aktiven Kontur (nach Hamarneh) (c, d); Finales Segmentierungsergebnis mit der geometrischen Aktiven Kontur (nach Wasilewski) (e, f).

Eine visuelle Begutachtung der Resultate der untersuchten Algorithmen zeigt, dass für glatte Wasserflächen beide Methoden zufriedenstellende Ergebnisse generieren (Forggensee, Abbildung 37c, e). Das Level-Set-Verfahren erzeugt eine Vielzahl kleiner Wasserobjekte. Eine nachgeschaltete Filterung könnte im Sinne einer Nach-Prozessierung das Ergebnis verbessern. Weiterhin könnte eine Mindestgröße für Wasserflächen definiert werden, um zu kleine

Wasserpolygone auszuschließen. Das Ergebnis dieser Maßnahmen wäre eine sehr gute Wassermaske. Mit dem Geometrischen Aktiven-Kontur-Verfahren werden ebenfalls Flächen detektiert, die sich ähnlich wie glatte Wasserflächen wie spiegelnde Reflektoren verhalten, z.B. Straßen und Landebahnen. Solche Objekte müssten manuell aus der resultierenden Wassermaske gelöscht werden oder unter Nutzung zusätzlicher Daten (z.B. GIS-Daten in Vektorform) herausgefiltert werden.

Ein Nachteil der Parametrischen Aktiven-Kontur-Verfahren ist, dass kein Topologiewechsel möglich ist. Aus diesem Grund wird nur die spezielle Wasserfläche detektiert, die mit dem manuell digitalisierten Startpolygon initialisiert wurde (Abbildung 37c-d). Falls Startpolygone für sämtliche Wasserflächen erzeugt würden bzw. vorhanden wären, könnte man die Prozessierung für die einzelnen Objekte nacheinander durchführen. Wasserflächen mit einer aufgerauten Oberfläche (Ammersee, Abbildung 37d) können mit dem Parametrischen Aktiven-Kontur-Verfahren unter der Voraussetzung, dass einige Zwangspunkte hinzugefügt werden, ebenfalls detektiert werden. Die Einstellung der Parameter ist entscheidend für die Generierung eines zufriedenstellenden Segmentierungsergebnisses. Die Parameter umfassen u.a. Werte für Spannung und Krümmung der Kurve, externe Kräfte, Punktabstände sowie Glättungs-, Dämpfungs- und Aufblähungsfaktoren.

Das untersuchte Level-Set-Verfahren generiert für den Datensatz mit der durch Wind und Wellen aufgerauten Oberfläche des Ammersees (Abbildung 37f) nur eine unvollständige und daher nicht zufriedenstellende Wassermaske. Einige Bereiche der Landoberfläche, die im Vergleich zum Startpolygon ähnliche Bildintensitäts- und -texturwerte wie die Wasseroberfläche aufweisen, werden vom Algorithmus als Wasserflächen fehlklassifiziert.

Beide Methoden wurden mit relativ kleinen Bildausschnitten getestet (500 x 500 Pixel). Die Berechnungszeit ist ein entscheidender Punkt, wenn man mit Aktiven-Kontur-Modellen arbeitet. Es hat sich gezeigt, dass die verwendete Level-Set-Methode deutlich langsamer ist als das Parametrische Aktive-Kontur-Modell. Es ist jedoch festzustellen, dass für die Anwendung beider Verfahren auf großflächigere SAR-Bilddaten algorithmische und damit Rechenzeit-Verbesserungen erforderlich sind. Mit dem gegenwärtigen Implementierungsstand können beide Methoden für die Bildverarbeitung großer TerraSAR-X-Szenen im Hinblick auf eine Nahe-Echtzeit-Prozessierung, z.B. zur Hochwasserkartierung in akuten Krisensituationen, nicht gewinnbringend eingesetzt werden. Falls jedoch die Prozessierungszeit kein beschränkender Faktor ist, kann das untersuchte Parametrische Aktive-Kontur-Verfahren zur Extraktion der Land-Wasser-Grenze auch von aufgerauten Wasserflächen in SAR-Daten mit ausreichender Genauigkeit verwendet werden. Aufgrund der großen Datenmengen und da eine manuelle Nachbearbeitung des Ergebnisses in den meisten Fällen notwendig sein wird, können die vorliegenden Verfahren für die operationelle Erzeugung einer Referenzwassermaske aus SAR-Daten nur eingeschränkt empfohlen werden.

Für das Gebiet des Forggensees (Abbildung 37a) standen In-Situ-Vergleichsdaten der Uferlinie in Form von im Rahmen einer Geländekampagne eingemessenen DGPS-Punkten (vergleiche Kapitel 2.4.1.5) zur Verfügung. Ein visueller Vergleich der Referenzdaten mit den erzeugten Land-Wasser-Segmentierungen zeigte eine sehr gute Übereinstimmung für das Geometrische Aktive-Kontur-Modell sowie eine noch gute Korrelation für das Parametrische Aktive-Kontur-Modell. Bei letzterem sind die vorhandenen Ungenauigkeiten in der Übereinstimmung auf die schwierige Parameter-Einstellung zurückzuführen. Für den Ammersee lagen keine Referenzdaten vor. Ein visueller Vergleich der Ergebnisse zeigt jedoch, dass die Segmentierung an der westlichen Seeuferlinie besser ist als an der östlichen. Die Erklärung dafür ist, dass der Kontrast von Wasser- und Landoberflächenpixeln am Westufer größer ist.

Die Aktiven-Kontur-Verfahren wurden noch an einem weiteren TerraSAR-X-Datensatz getestet. Die Satellitenszene zeigt ein Hochwasser des Cuando-Flusses nahe der Siedlung Ngoma in der Caprivi-Region im Nordosten Namibias vom April 2009 (siehe Abbildungen 38 und 39). Mit beiden Verfahren ist in diesem Fall eine zuverlässige Wassererkennung der sehr glatten Wasserflächen (gekennzeichnet durch sehr geringe Rückstreuwerte) möglich. Die visuell bessere Wassermaske wird mit dem Geometrischen Aktiven-Kontur-Verfahren erzeugt. Allerdings werden hierbei Straßen mit ebenfalls glatter Oberfläche ebenfalls als Wasserflächen fehlklassifiziert und müssen nachfolgend noch herauseditiert werden. Mit dem Parametrischen Aktiven-Kontur-Verfahren lassen sich je nach Wahl der Snake-Parameter unterschiedliche Wassermasken erzeugen. Die insbesondere durch den Einfluss überfluteter Vegetation entstehenden kleinen Landinseln innerhalb der Überflutungsfläche lassen sich mit diesem Verfahren jedoch unabhängig von der Parametereinstellung nicht aus der Wassermaske ausschließen.

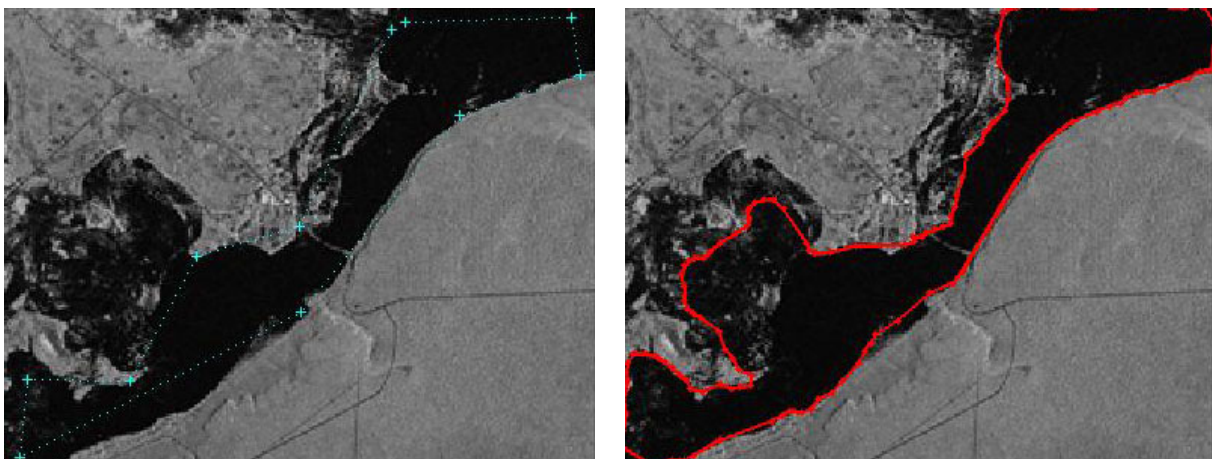


Abbildung 38: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene einer Hochwassersituation in der Caprivi-Region (Namibia), SpotLight-Modus, horizontale Polarisation (HH), 06.04.2009; links: Initialisierung, rechts: Segmentierungsergebnis mit dem parametrischen Aktiven-Kontur-Verfahren (unter Nutzung der Active Contour Model Software von Ghassan Hamarneh)

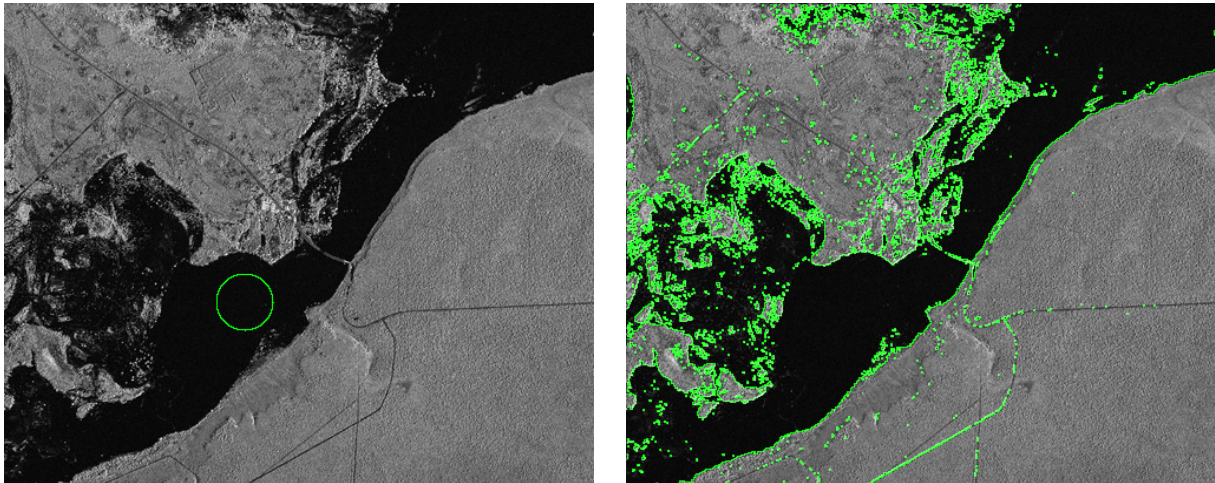


Abbildung 39: Ausschnitt einer TerraSAR-X-Szene einer Hochwassersituation in der Caprivi-Region (Namibia), SpotLight-Modus, horizontale Polarisation (HH), 06.04.2009; links: Initialisierung, rechts: Segmentierungsergebnis mit dem geometrischen Aktiven-Kontur-Verfahren (unter Nutzung der Energy Minimization Segmentation Software von Michael Wasilewski)

Schlussfolgerung und Zukunftspotential der Verfahren

Zwei verschiedene Aktive-Kontur-Modelle wurden angewendet, um Land-Wasser-Grenzen in hochauflösenden TerraSAR-X-Daten zu extrahieren. Das Parametrische Aktive-Kontur-Modell erzeugt sowohl für glatte als auch aufgeraute Wasserflächen gute Ergebnisse. Ein entscheidender Nachteil dieses Verfahren ist, dass kein Topologiewechsel möglich ist. Zudem ist eine geeignete Parametereinstellung für jeden Datensatz zu finden. Beide Verfahren sind semiautomatisch, d.h. für die Initialisierung ist der Eingriff des Bildinterpreten notwendig.

Das Geometrische Aktive-Kontur-Modell ermöglicht gute Segmentierungsergebnisse für glatte Wasserflächen mit geringen Rückstreuwerten. Ein Nachprozessierungsschritt kann integriert werden, um kleine Wasserpolygone zu entfernen und damit das Ergebnis zu verbessern. Aufgeraute Wasserflächen in SAR-Bilddaten können allerdings mit diesem Verfahren nur unzureichend erfasst werden. Bei den Geometrischen Aktiven-Kontur-Modellen ist keine interaktive Parametereinstellung erforderlich. Für beide Methoden ist es jedoch erforderlich, zukünftig Optimierungen bzw. Effizienzsteigerungen hinsichtlich der Rechenzeit zu erzielen, um eine Einsetzbarkeit für die Nahe-Echtzeit-Bildverarbeitung zu gewährleisten.

Hinsichtlich der Verbesserung der Ergebnisse dieser Verfahren ist es angedacht, dass man existierende Wassermasken als Eingangsdatensatz (für die automatische Generierung von geeigneten Startpolygonen) in die Aktiven-Kontur-Modelle integriert.

Verschiedene Wassermasken stehen zur Verfügung, z.B. von SRTM (der Shuttle Radar Topography Mission), der GSHHS-Datensatz (Global Self-consistent, Hierarchical, High-resolution Shoreline Database) oder aus dem OSM-Projekt (OpenStreetMap) (siehe Abbildung 40). Diese Wassermasken unterscheiden sich jedoch signifikant hinsichtlich ihrer Qualität, Aktualität,

Vollständigkeit und geographischer Verfügbarkeit. Weitere Forschungsarbeiten sind notwendig, inwieweit solche zusätzlichen Daten in die Aktiven-Kontur-Modelle integriert werden können.

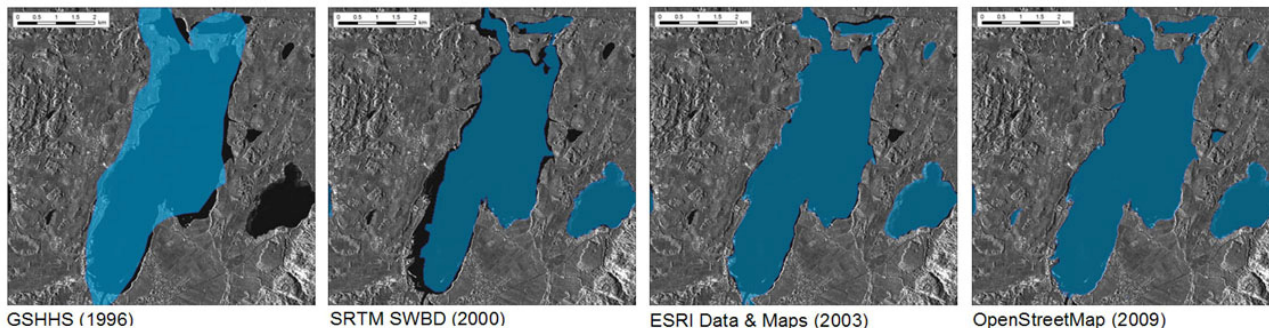


Abbildung 40: Auswahl existierender Zusatzdaten in Form von Vektorwassermasken für das Gebiet des Forggensees (Deutschland)

2.4.1.7 Zusammenfassung und Ausblick

Das vorliegende Kapitel 2.4.1 fasst die im AP 410 (Methoden zur allgemeinen Wassererkennung mit TerraSAR-X-Daten) durchgeführten Forschungsarbeiten zusammen.

Zunächst werden die Erscheinungsformen von Wasserflächen analysiert, die in SAR-Daten, speziell vom Satelliten TerraSAR-X, auftreten. Neben glatten Wasserflächen (1) treten insbesondere in Meeresgewässern bzw. größeren Binnengewässern durch Wind und Wellen aufgeraute Wasserflächen (2) auf, die sich als dunkle Flächen (1) bzw. als deutlich aufgehellte Regionen mit einer Texturierung (2) in den SAR-Bilddaten kennzeichnen. Weiterhin wird auf die Situationen von Wasserflächen im Gebirge, den Vegetationseinfluss im Bereich von Wasserflächen sowie die Schnee- und Eisbedeckung von Gewässern eingegangen. Auf Besonderheiten der Wasserdetektion an Flüssen und in urbanen Gebieten wird hingewiesen. Der insbesondere in der tropischen Klimazone relevante Niederschlagseffekt, der zu Fehlklassifikationen führen kann, wird ebenfalls erläutert.

Im Folgenden werden die Ergebnisse einer statistischen Analyse vorgestellt, die eine Reihe von 486 TerraSAR-X-StripMap-Datensätzen hinsichtlich deren Eignung für die automatisierte Kartierung von Wasserflächen untersucht hat. Dazu wurden die Wasserflächen der betrachteten Satellitenszenen in Rauheitsklassen eingeteilt. Es wurde festgestellt, dass von den Meereswasserflächen 78,7 % Bereiche mit stark aufgerauten Wasserflächen aufwiesen, Für die Binnenwasserflächen lag dieser Anteil mit nur 37,5 % der Satellitenszenen deutlich darunter. Daraus kann man schlussfolgern, dass je kleiner und küstenferner eine Wasserfläche ist, desto einfacher man sie mit relativ einfachen Methoden (Amplitudenschwellwertverfahren) automatisch detektieren kann. Es zeigte sich weiterhin, dass der Anteil aufgerauter Wasserflächen bei Szenen mit größeren (flacheren) Radareinfallswinkeln (40° - 45°) deutlich geringer ist als bei

Satellitenszenen, die mit kleineren (steileren) Radareinfallswinkeln (20° - 30°). Daraus leitet sich die Empfehlung ab, nach Möglichkeit SAR-Daten mit großem Einfallswinkel für die Wasserdetektion zu verwenden. Die Untersuchung ergab weiterhin, dass im Bereich der Tropen 32,8 % der Szenen deutlich sichtbare Niederschlagseffekte aufwiesen, Außerhalb der Tropen lag dieser Anteil nur bei 6,0 %. Das heißt, dass für die Wasserkartierung in Äquatornähe deutlich mehr manuelle Korrekturen von falsch detektierten Wasserflächen erforderlich sein werden als z.B. in den gemäßigten Breiten.

Als erstes Verfahren für die Wasserdetektion wird das Kohärenzverfahren vorgestellt. Die Grundvoraussetzung für die Nutzung dieser Methode ist das Vorhandensein mindestens zweier SAR-Aufnahmen des betreffenden Gebietes mit identischen Aufnahmeparametern (Radareinfallswinkel, Auflösungsstufe, Polarisierung) mit einem gewissen zeitlichen Abstand. Das Verfahren basiert auf der Annahme, dass Wasserflächen aufgrund hoher Dynamik sehr geringe Kohärenzwerte aufweisen, Landoberflächen aufgrund höherer zeitlicher Stabilität jedoch deutlich höhere Kohärenzwerte zeigen. Da sich jedoch insbesondere Vegetationsflächen ebenfalls sehr dynamisch verändern können, ist das Zeitintervall zwischen den beiden zu kombinierenden SAR-Datensätzen der wichtigste Parameter. Daten bisheriger SAR-Satellitenmissionen mit Wiederholzyklen von mehreren Tagen bis Wochen sind für die Nutzung der Kohärenzmethode nur bedingt geeignet. Ein hohes Potential der Methode liegt jedoch in den aktuellen bzw. geplanten Tandem-Satellitenmissionen (u.a. TanDEM-X und Tandem-L), bei denen jeweils zwei Satellitenaufnahmen des gleichen Gebiets mit sehr kurzen temporalen Basislinien (Millisekunden bis Sekunden) erzeugt werden. Erste Untersuchungen des Kohärenzschwellwertverfahrens mit TanDEM-X-Daten zeigen bereits vielversprechende Ergebnisse.

Ein weiteres Verfahren, das in diesem Bericht untersucht wird, nutzt Texturmaße für die Wasserflächen-Detektion in TerraSAR-X-Daten. Texturmaße wie z.B. Homogenität, Kontrast, Standardabweichung oder Entropie enthalten im Vergleich zur ausschließlichen Nutzung von Intensitätsbildern der SAR-Daten wertvolle Zusatzinformationen. Ein wichtiger Parameter dieser Methodenklasse ist die gewählte Fenstergröße für die Texturfilterung, wobei zu kleine Fenster großflächige Texturmerkmale oft nicht hinreichend erfassen können, wohingegen zu große Filterkerne heterogene Bildbereiche zu stark glätten können. Das hier implementierte Verfahren verwendet die drei Texturkanäle Mittelwert, Standardabweichung sowie Datenspanne, die mit der Filtergröße von 5×5 berechnet werden. Die Texturinformationen werden zu einem Mehrkanalbild zusammengefasst und anschließend klassifiziert. Als Zusatzinformation wird ein digitales Geländemodell (SRTM) verwendet, aus dem ein Hangneigungsbild errechnet wird. Grenzwerte für die maximale Höhe bzw. Hangneigung finden Verwendung, um fehlklassifizierte Wasserflächen in Gebirgsregionen ausschließen zu können. Das Verfahren konnte ebenso eingesetzt werden, um überschwemmte Waldgebiete in einem TerraSAR-X-Datensatz eines Hochwasserereignisses

separat zu kartieren. Für ein Testgebiet am Forggensee (Deutschland) wurden während zweier Feldkampagnen DGPS-Messwerte der Uferlinie am jeweils gleichen Tag der Satellitenbilddarstellung erfasst. Deren Lage wurde mit der mit dem texturbasierten Verfahren erzeugten Wassermaske verglichen, wobei gute Übereinstimmungen festgestellt wurden. Die Übereinstimmungen der Daten sind für die Winterreferenzmessung besser als für die Sommermessung. Hauptursache dafür ist vermutlich der Vegetationseinfluss im Uferbereich, der im Winter aufgrund des deutlich niedrigeren Wasserstandes des Forggensees nicht existent war.

Die dritte Methodenklasse, die in diesem Bericht hinsichtlich ihrer Eignung für die automatisierte Wasserdetektion aus hochauflösenden Satelliten-SAR-Daten untersucht wird, sind die Aktiven-Kontur-Verfahren. Grundsätzlich ist dabei zwischen den Parametrischen Aktiven-Kontur-Modellen (oft auch Snakes genannt) und den Geometrischen Aktiven-Kontur-Modelle (in der Literatur auch als Level Sets bezeichnet) zu unterscheiden. Die Grundidee der Verfahren ist, dass Polygone im Bild aufgrund der Wirkung von bildimmanenten Kräften sowie externer Randbedingungen in Richtung von Bildelementen wie z.B. Kanten (Uferlinien) hingezogen werden. Beide Modelle wurden jeweils an einem SAR-Datensatz mit glatten bzw. aufgerauten Wasserflächen getestet. Die Ergebnisse zeigen, dass für den Datensatz mit den glatten Wasserflächen beide Verfahren gute Ergebnisse erzeugen. Wenn jedoch stark aufgeraute Wasserflächen zu detektieren sind, liefert nur das Parametrische Aktive-Kontur-Modell ein zufriedenstellendes Ergebnis. Beide Modelle sind semiautomatische Verfahren, da der Bildinterpret Startpolygone für die Initialisierung vorgeben muss sowie eine Reihe von Parametern einstellen kann (letzteres nur beim parametrischen Verfahren). Teilweise ist eine Nachprozessierung des Ergebnisses erforderlich, um ungewünschte kleine Wasserpolygone, die unter der Mindestkartiereinheit liegen, aus der Wassermaske zu entfernen. Die untersuchten Aktiven-Kontur-Modelle wurden mit relativ kleinen Bildausschnitten getestet. Trotz dieser Beschränkung benötigten die Modelle längere Rechenzeiten. Aus diesem Grund können die Aktiven-Kontur-Modelle im vorliegenden Implementierungsstand nicht für die operationelle Datenprozessierung größerer Datensätze für die Wassermaskenableitung empfohlen werden. Hinsichtlich der Reduzierung der Rechenzeit der Algorithmen besteht weiterer Forschungsbedarf. Für eine weitere Verbesserung der Aktiven-Kontur-Modelle sollte auch über die zukünftige Integration von vorhandenen Wassermasken nachgedacht werden, die für die automatische Generierung von Startpolygonen für die Initialisierung der Modelle genutzt werden könnten. Damit sollte auch eine Reduzierung der Rechenzeit dieser Verfahren erreicht werden können.

2.4.2 Erkennung und Analyse von Hochwassererscheinungsformen

2.4.2.1 Einleitung

Ziel des Arbeitspaketes AP 420 war die Entwicklung von segmentbasierten Methoden zur automatischen Ableitung von Hochwasser aus hochauflösenden SAR Daten für das operationelle Krisenmanagement. Folgende Anforderungen wurden dabei an die zu verwendende Methodik gestellt:

- Aufgrund der global ansteigenden Anzahl von Hochwasserereignissen sowie der zunehmenden Verfügbarkeit von Satellitendaten während Rapid Mapping Aktivitäten sollte der Klassifikationsprozess möglichst automatisch ablaufen, um die Interaktionen eines Bildinterpreteten zu reduzieren.
- Die Methoden sollten eine hohe Prozessierungseffizienz aufweisen, um in nahezu Echtzeit einen Überblick über das Ausmaß eines Hochwasserereignisses zu erhalten.
- Aufgrund der Variabilität von Hochwasserszenarien sollte eine Übertragbarkeit der Methodik auf unterschiedliche geographische Bedingungen sowie auf Daten unterschiedlicher SAR-Sensoren und Aufnahmemodi gewährleistet sein.
- Da die abgeleiteten Informationsprodukte dazu dienen, die Aktivitäten von Hilfsorganisationen in Krisengebieten zu koordinieren, sollten die thematische Genauigkeit der Daten so hoch wie möglich sein, auch wenn die Analysen unter strengen Zeitvorgaben durchgeführt werden.
- Da die neue Generation X-Band SAR Sensoren durch eine stark erhöhte geometrische Auflösung gegenüber herkömmlichen SAR Sensoren gekennzeichnet ist, weisen die Daten einen verringerten Gehalt an Mischpixeln auf. Dies bedingt zwar eine detailliertere Ableitung der Land/Wasser Grenze, bewirkt allerdings auch eine erhöhte Intra-Klassen- und damit eine verringerte Inter-Klassen-Variabilität. Um die daraus resultierenden Fehlklassifikationen zu vermeiden, soll auf Klassifikationsmethoden zurückgegriffen werden, die multi-kontextuelle Information in den Klassifizierungsprozess integriert.

Zunächst erfolgt in Kapitel 2.4.2.2 ein Überblick über die Erscheinungsformen von Hochwasser sowie über die theoretischen Grundlagen der Interaktion von Mikrowellenstrahlung und Hochwasserflächen.

In Kapitel 2.4.2.3 wird eine Beschreibung der in der Literatur verwendeten Methodiken zur Detektion von Hochwasser mittels SAR Daten gegeben.

Im Kapitel 2.4.2.4 wird eine in SAR-HQ entwickelte automatische Methode zur Klassifizierung von Hochwasserflächen beschrieben. Diese basiert auf automatisch initialisierten multi-kontextuellen Markov Bildmodellen, die auf irreguläre hierarchische Graphen angewendet werden.

2.4.2.2 Hochwassererscheinungsformen

Hochwassergebiete zeichnen sich im Gegensatz zu Meeresflächen und Binnenseen durch wesentlich kleinräumigere Wasserkörper aus, die nur in den seltenen Fällen eine infolge von Windeinflüssen aufgeraute Wasserfläche zeigen. Daher sind offene Hochwasserflächen meist durch eine spiegelnde Reflektion der vom SAR-Sensor aktiv ausgesendeten Mikrowellensignale gekennzeichnet, so dass die Wasserbereiche in SAR-Daten aufgrund der geringen Rückstreuung zum Sensor dunkel erscheinen (siehe Abbildung 41). Landflächen hingegen sind überwiegend durch eine im Gegensatz zu Hochwasserflächen erhöhte Oberflächenrauigkeit geprägt. Die damit erhöhte Rückstreuung zum Sensor bewirkt eine relativ gute Trennbarkeit zwischen Hochwasser- und Landflächen in Radardaten. Der Kontrast zwischen den Klassen ist generell bei flacheren Einfallswinkeln θ , der Radarstrahlung aufgrund der Zunahme der spiegelnden Reflektion über Wasser verstärkt (Malnes et al. 2002, Solbø et al. 2004). Effekte wie diffuse Oberflächenstreuung über Wasserflächen oder in manchen Fällen sogar Bragg Streuung (Elachi 1988), die zu einer ähnlichen Rückstreuung wie Landflächen führen, sind bei der Hochwasserdetektion eher Ausnahmereischeinungen. Problematisch bei der Hochwasserdetektion sind Landflächen, die eine ähnliche spektrale Signatur wie Wasserflächen aufweisen. Dazu zählen zum einen Bereiche im Radarschatten, die vorwiegend in Gebieten mit einer hohen Reliefenergie auf der vom Sensor abgewandten Seite von topographischen Erhebungen, aber in Daten höherer räumlicher Auflösung auch hinter einzelnen kleinräumigen Objekten wie Bäumen oder Gebäuden auftreten. Zum anderen können Landflächen mit einer ähnlich geringen Oberflächenrauigkeit, wie zum Beispiel offener Boden, Sandflächen oder asphaltierte Flächen zu Klassifikationsfehlern führen.

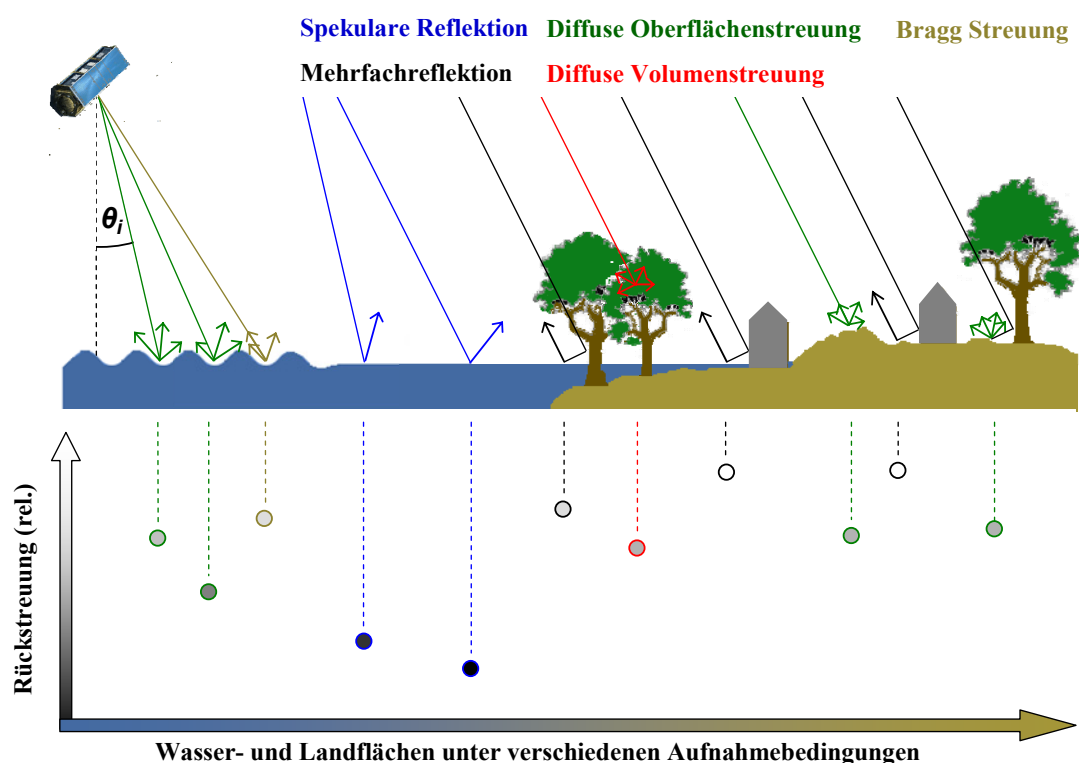


Abbildung 41: Streumechanismen über Wasser und Land unter verschiedenen Bedingungen (Martinis 2010).

Unterflutete Vegetationsbereiche mit geschlossenem Kronendach sind mittels optischer Satellitendaten nicht detektierbar. Dagegen bieten SAR-Sensoren unter bestimmten Bedingungen die einzigartige Möglichkeit, Hochwasser unter einer geschlossenen Vegetationsdecke abzuleiten. Dies wird durch eine Durchdringung der Vegetation durch das SAR-Signal sowie durch Mehrfachstreuungen zwischen der glatten Wasseroberfläche und den unteren Vegetationsbereichen ermöglicht. Dies kann zu einem äußerst starken Rückstreusignal führen, das sich von dem nicht unterfluteter Vegetationsbereiche abhebt (z.B. Richards et al. 1987, Townsend 2001, Hong et al. 2010). Die Interaktion zwischen unterfluteter Vegetation und dem SAR-Signal ist sehr komplex und hängt stark von der Wellenlänge, der Polarisation und dem Einfallswinkel des emittierten Signals sowie der Vegetationsart, deren Struktur, Dichte und Phänologie ab. Eine detaillierte Übersicht über die theoretischen Zusammenhänge zu diesem Thema ist in Arbeiten von Hess et al. (1990), Melack et al. (1994), Townsend (2002), Hess et al. (2003) und Lang et al. (2008) zu finden.

Generell gilt, dass mit längerer Wellenlänge die Fähigkeit des SAR-Signals ansteigt, Vegetation zu durchdringen (siehe Abbildung 42). Zur Ableitung von Hochwasser in Wald- oder Mangrovegebieten wurden deshalb vor allem L-Band Sensoren (z.B. Richards et al. 1987, Hess et al. 1990, Hess & Melack 1994, Townsend & Walsh 1998, Melack & Wang 1998, Hess et al. 2003), in geringerem Maße aber auch C-Band Sensoren (z.B. Townsend & Walsh 1998, Townsend 2001 and 2002, Lang et al. 2008) erfolgreich eingesetzt.

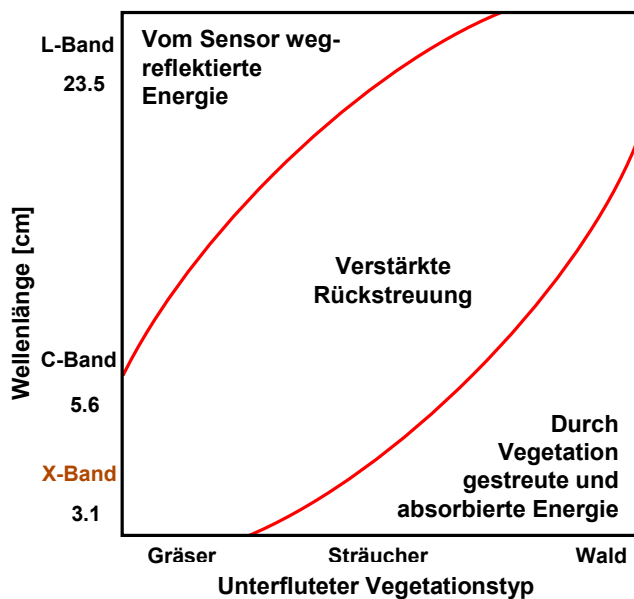


Abbildung 42: Relative Radarrückstreuung von unterfluteten Vegetationsbereichen in Abhängigkeit der Wellenlänge des SAR Signals und dem Vegetationstyp (verändert nach Ormsby et al. 1985).

Mit abnehmender Wellenlänge sinkt der Anteil der die Vegetation durchdringenden Strahlung auf Kosten diffuser Volumenstreuung (siehe Abbildungen 41 und 42). Multiple Rücktreueeffekte an Waldgebieten treten im X-Band nur in den Randbereichen auf, wo die Durchdringung der Vegetation kein Problem darstellt (Henderson 1995, Solomon 1993). Bei kürzerer oder spärlicherer Vegetation mit dünnen Zweigen und Stämmen können jedoch mit abnehmender Wellenlänge stärkere Rückstreueffekte auftreten (Abbildung 42). Beispielsweise beobachtet Horritt et al. (2003) über Sumpfgebieten eine stärkere Rückstreuung im C-Band als im L-Band. Der Grund dafür ist, dass in diesen Fällen die Vegetation zu transparent ist um mit Mikrowellen im L-Band zu interagieren. Auch Ergebnisse von Ormsby et al. (1985) und Ramsey (1995) zeigen verstärkte Rückstreuung über Sumpfgebieten mit spärlicher Vegetation im C-Band und auch im X-Band. Untersuchungen von mittels SAR-Interferometrie (InSAR) abgeleiteten Kohärenzdaten über den Everglades im Süden Floridas, USA, ergaben, dass Mehrfachrückstreuung zwischen der Wasseroberfläche und den unteren Bereichen der Vegetation in Feuchtgebieten der dominierende Faktor im X-Band ist (Hong et al. 2010). Deshalb besteht auch unter bestimmten Bedingungen im X-Band ein gewisses Potential, Hochwasser unter einer geschlossenen Vegetationsdecke zu detektieren.

Die Ableitung von Hochwasser in urbanen Gebieten wird durch eine Vielzahl von Faktoren erschwert. Dihedrale und trihedrale Reflektion von Gebäuden sowie metallische Oberflächen führen zu verstärkten Rückstreueffekten und starken Beiträgen von Nebenkeulen des ausgesandten Signals, die in überfluteten sowie nicht überfluteten Zustand nahezu identisch sind. Aufgrund der seitlichen Aufnahmegeometrie von SAR-Systemen verhindern zusätzlich

Schatteneffekte hinter sowie Umklappungseffekte (Layover) vor vertikalen Strukturen die Erkennbarkeit von Wasserflächen. Die einzige Möglichkeit in urbanen Strukturen Wasser zu erkennen, besteht damit in Lücken zwischen Gebäuden, die eine spekulare Reflektion des Signals bewirken. Je größer diese Gebäudelücken und je größer die Auflösung des SAR-Sensors, desto wahrscheinlicher ist es, Wasserflächen erfolgreich detektieren zu können. Allerdings weisen nicht überflutete Strassen und andere anthropogene Objekte geringer Oberflächenrauigkeit ein ähnliches Rückstreusignal auf, weshalb diese nur schwer von glatten Wasserflächen innerhalb städtischer Gebiete separiert werden können (Giacomelli et al. 1997, Oberstadler et al. 1997, Solbø & Solheim 2004, Mason et al. 2010).

2.4.2.3 Hochwasserdetektion mit SAR – Stand der Forschung

SAR-Fernerkundung ist zu einem nützlichen Werkzeug geworden, um das Ausmaß und die Dynamik von Hochwasser in unterschiedlichen geographischen Regionen zu erfassen. Dieses Kapitel gibt einen Überblick über den Stand der Forschung im Bereich der Hochwasserdetektion mit SAR-Daten. Das Ziel ist nicht eine komplette Auflistung des großen Umfangs an Publikationen in diesem Bereich zu geben, sondern die wichtigsten Forschungsansätze herauszustellen.

Eine Vielzahl von Methoden zur Ableitung von Hochwasser aus SAR-Daten sind in der Vergangenheit entwickelt worden. Unter alleiniger Verwendung von mono-temporalen Daten kann anhand dieser Algorithmen nur das Ausmaß von Wasserkörpern bestimmt werden. Erst die Hinzunahme von Information über das Ausmaß der Wasserflächen zu Zeiten des Normalpegels ermöglicht eine eindeutige Identifizierung von Hochwasserflächen.

Die Analyse von SAR-Satellitendaten zur Kartierung der Hochwasserflächen kann generell durch visuelle Bildinterpretation oder digitale Bildprozessierung bewerkstelligt werden. Visuelle Interpretation der Daten gibt in den meisten Fällen eine genaue Abschätzung des Ausmaßes von Hochwasserkörpern (Sanyal & Lu 2003). Da diese Methode jedoch manuell durch Digitalisierung der Land/Wassergrenze durchgeführt wird, ist der Zeitaufwand besonders bei großem Hochwasserausmaß enorm (Matgen et al. 2007). Zusätzlich hängt die Qualität der Ergebnisse stark vom subjektiven Eindruck eines Bildinterpreten ab. Dies erschwert eine nachträgliche Reproduzierbarkeit des Ergebnisses.

Im Bereich der digitalen Bildanalyse weist die jeweilige Methode jedem Bildelement eine der Klassen „Wasser“ oder „Nicht Wasser“ unter Verwendung der Rückstreuwerte sowie eventuell unter Einbezug von Kontextinformation und Zusatzinformation zu.

Schwellwertbildung ist ein wichtiger Schritt im Bereich der Bildmustererkennung (Li & Lee 1993) und ist die am häufigsten angewendete Methode zur Ableitung von Wasserflächen mittels SAR-Daten. Dabei werden generell alle Bildelemente von SAR Amplituden- oder Intensitätsdaten kleiner einem Schwellwert τ der Klasse Wasser zugewiesen. Bis zu mittleren Oberflächenrauigkeiten kann

generell der größte Teil des Ausmaßes von Wasserkörpern auf diese Weise klassifiziert werden. Aufgrund seiner Einfachheit und Prozessierungseffizienz ist dieses Verfahren für Notfall- und Krisenkartierungen besonders geeignet. In dem Fall, dass Mehrfachrückstreuung von unterfluteter Vegetation auftritt, muss zusätzlich ein Schwellwert gefunden werden, der die Klassen "Land" und "Unterflutete Vegetation" separiert.

Da der Schwellwert von verschiedenen Objekt- und Systemparametern abhängt, ist dieser variabel und muss deshalb individuell für jede SAR-Szene ermittelt werden. In den meisten Fällen wird der Schwellwert überwacht, d.h. beispielsweise durch die visuelle Inspizierung des Bildhistogramms oder durch trial-and-error Ansätze, festgelegt (z.B. Townsend & Walsh 1998, Chen et al. 1999, Townsend 2001, Brivio et al. 2002, Henry et al. 2006, Matgen et al. 2007, Lang et al. 2008). Nachteilig ist, dass die Qualität des Resultates von der visuellen Analyse und damit vom subjektiven Eindruck des Bildinterpreten abhängig ist. Automatische Schwellwertverfahren können dieses Problem umgehen und sind nicht auf den Einsatz eines Bildinterpreten angewiesen. In diesem Kontext bieten z.B. Sahoo et al. (1988), Pal & Pal (1993) und Bazi et al. (2007) eine ausführliche Übersicht zu bestehende Methoden. Überraschenderweise werden nur in wenigen Studien automatische Schwellwertanalyseverfahren zur Hochwasserdetektion verwendet (z.B. Ahtonen et al. 2004, Solbø & Solheim 2004, Schumann et al. 2007).

In den meisten Fällen führt eine multi-temporale Bildanalyse zu besseren Resultaten als eine Auswertung mono-temporaler Datensätze. Veränderungsanalyse kann als effektives Werkzeug zu Detektierung von Hochwasser in SAR-Daten eingesetzt werden. Eine Vielzahl von Methoden wurde entwickelt, um Veränderungen in Fernerkundungsdaten abzuleiten. Einen ausführlichen methodischen Überblick geben beispielsweise Singh (1989), Mas (1999) und Lu et al. (2007). In der Ableitung von Hochwasser wird Veränderungsanalyse generell angewendet um Prä- und Post-Desaster-Szenen mit Daten zu vergleichen, die während der Katastrophe aufgezeichnet wurden. Dies wird vorwiegend durch einen Postklassifikationsvergleich individuell ausgewerteter Daten (z.B. Herrera-Cruz & Koudogbo 2009) oder durch die Analyse kombinierter Daten wie Differenzdaten (z.B. Peng et al. 2004, McMillan et al. 2006), normalisierten Differenzdaten (Nico et al. 2000), Ratiodaten (z.B. Rémi & Hervé 2007) und logarithmischen Ratiodaten (z.B. Bazi et al. 2005) bewerkstelligt. Veränderungsanalyse kann im SAR-Bereich sowohl mittels Amplitudendaten, als auch über die aus Phasendaten extrahierte Kohärenz durchgeführt werden. In der Auswertung von Amplitudendaten werden Flächen als überflutet ausgewiesen, die im Falle von offenen Wasserflächen einen Rückgang bzw. im Falle von Mehrfachstreuung an unterfluteter Vegetation einen Anstieg des Rückstreukoeffizienten in den während des Hochwassers aufgezeichneten Daten im Verhältnis zu den Prä- oder Post-Desaster Daten aufweisen. Aus SAR-Interferometrie (InSAR) abgeleitete Phaseninformation kann ebenfalls für die Hochwasserdetektion eingesetzt werden. Mehrere Studien (z.B. Wegmüller et al. 1995, Marinelli et al. 1997, Dellepiane et al. 2000)

führen aus, dass Wasser als Region geringer interferometrischer Phasenkorrelation identifiziert werden kann, die von Landflächen mit generell höherer Kohärenz getrennt werden kann. Eine vertiefte Diskussion der Verwendung von InSAR-Verfahren für die Wasserdetektion ist in Kapitel 2.4.1 dargestellt.

Es existieren mehrere überwachte Methoden, die das Ausmaß von Hochwasser unter Verwendung statistischer Eigenschaften von manuell selektierten Trainingsdaten identifizieren. Beispielsweise führen De Roo et al. (1999) eine Maximum Likelihood (ML) Klassifizierung auf ERS-1/2 Daten unter der Annahme von Normalverteilung der Klassen „Wasser“ und „Land“ durch. Townsend (2001 und 2002) wenden einen binären wissensbasierten Klassifikator (Clark & Pregibon 1993) auf RADARSAT-1 und ERS-1 Daten an, um überflutete Waldgebiete zu extrahieren. Derselbe Klassifikator wird von Wang (2004) für die Trennung von Wasser, Sümpfen, Feldern sowie unterfluteten und nicht unterfluteten Waldgebieten in JERS-1 Daten angewendet.

Der Hauptteil der bisher zitierten Publikationen verwendet pixel-basierte Methoden. Die Klassifikation erfolgt dabei zumeist unabhängig von anderen Bildelementen auf Basis der Rückstreuungseigenschaft ohne Berücksichtigung von kontextueller Information. Die Klassifikationsresultate dieser Methoden sind stark beeinträchtigt durch sogenannte „Salt and Pepper“ Effekte, die zu hohen Missklassifikationsraten führen können. Kontext ist eine wichtige Informationsquelle für die Analyse von Fernerkundungsdaten. Besonders in Daten der neuen Generation hochauflösender SAR-Sensoren sind die Objekte auf der Landoberfläche gewöhnlich größer als das Ausmaß einer Auflösungszelle. Somit besteht eine hohe Wahrscheinlichkeit, dass benachbarte Pixel, obwohl sie durch unterschiedliche spektrale Eigenschaften charakterisiert sind, derselben Landnutzungs-/Landbedeckungsklasse (LULC) angehören, solange sie nicht an Grenzregionen liegen. Verschiedene Ansätze berücksichtigen räumliche Kontextinformation innerhalb des Hochwasserklassifikationsprozesses: In Ahtonen et al. (2004) wird ein automatischer Wasserdetektor vorgestellt, der Informationen in Form lokaler Texturmerkmale integriert. Diese Methode verwendet einen ML-Klassifizierer, der durch unüberwachte Schwellwertbildung von sog. „log-mean Daten“ trainiert wird. Die Klassifikation wird dabei innerhalb eines dreidimensionalen Merkmalsraum durchgeführt, der aus den logarithmisch transformierten Occurrence-Maßen (Anys et al. 1994) Mittelwert, Varianz und Differenz zwischen dem Minimal- und Maximalwert eines 5x5 Pixel großen Fensters um ein zentralen Pixel gebildet wird.

Kussul et al. (2008) stellen ein überwachtes Hochwasserextraktionsverfahren für SAR-Daten mittlerer Auflösung vor. Dieses verwendet auf Kohonens selbstorganisierenden Karten (SOMs) (Kohonen 1995, Haykin 1999) basierende künstliche Neuronale Netze (ANN). Um räumliche Verknüpfungen zwischen benachbarten Pixeln herzustellen, wird das Netzwerk dabei durch Rückstreuwerte innerhalb von Fenstermatrizen trainiert.

Einige Studien integrieren digitale topographische Informationen um das Klassifikationsergebnis zu verbessern, in dem sie entsprechend einfacher hydrologischer Annahmen unterflutete Vegetationsgebiete detektieren oder Flächen ähnlicher Rückstreuungseigenschaften wie offene Wasserflächen ausmaskieren (z.B. Wang et al. 2002, Horritt et al. 2003, Mason et al. 2007, Mason et al. 2010).

In der Vergangenheit wurden mehrere Region Growing Methoden zur Ableitung der Land/Wassergrenze vorgestellt. In diesem Zusammenhang stellen Malnes et al. (2002) eine einfache Methode unter Verwendung von RADARSAT-1 Daten vor. Dabei wachsen unüberwacht initialisierte Wasserflächen unter Einbezug benachbarter Pixel so lange deren Grauwerte unterhalb einem Schwellwert, der sich aus der Standardabweichung und dem Intensitätswert der jeweiligen Regionen berechnet, liegen. Mason et al. (2010) stellt eine überwacht initialisierte Region Growing Methode für die Hochwasserdetektion in urbanen Gebieten vor. Dabei werden Flächen, auf denen Wasser aufgrund von Abschattungs- und Umklappungseffekten nicht detektierbar ist, mittels eines SAR end-to-end simulator (SETES) des Deutschen Zentrums für Luft- und Raumfahrt über digitale Oberflächenmodelle von der Klassifikation ausgeschlossen, um Fehlklassifikationen zu vermeiden.

In den letzten Jahren wurde die fortschrittliche Region Growing Methode der Aktiven Konturen (ACMs) vorgestellt. Ein detaillierter methodischer Überblick hierzu ist in Kapitel 2.4.1.6 gegeben. Diese Methodik wurde oftmals eingesetzt, um Hochwasser in ländlichen Gebieten aus SAR-Daten mittlerer räumlicher Auflösung abzuleiten (z.B. De Roo et al. 1999, Horritt et al. 2001, Ahtonen et al. 2004, Matgen et al. 2007, Schumann et al. 2009). Ein Nachteil der meisten ACM-Algorithmen ist, dass sie mit einem relativ hohen Nutzeraufwand verbunden sind. Mehrere Initialisierungen von manuell generierten Polygonen im Bereich der Wasserflächen sind meistens erforderlich, um zufriedenstellende Ergebnisse zu erlangen. Ein weiterer Nachteil dieser Methoden tritt bei sogenannten parametrischen ACMs auf. Diese besitzen eine starre Topographie, so dass jede Hochwasserfläche einzeln initialisiert werden muss. Dies stellt jedoch ein gravierendes Problem bei der Auswertung von hochauflösenden SAR Daten dar, wo im Gegensatz zu den meisten Daten mittlerer und grober Auflösung die Wasserfläche in eine Vielzahl isolierter Einzelregionen separiert ist. Ein Ausbreiten der ACMs wird somit durch z.B. Vegetationsflächen oder anthropogene Objekte unterbunden. Geometrische ACMs (z.B. Malladi et al. 1995) erlauben dagegen Topographieänderungen aufgrund flexibler Level Sets und eine simultane Ausbreitung der Kontur über mehrere Wasserkörper. In diesem Kontext wurde von Silvera & Heleno (2009) ein semi-automatischer Hochwasserdetektor vorgestellt, der auf Regionen-basierten Level Sets beruht.

Eine Bayes-Klassifikationsmethode zur Trennung von Land und Wasserflächen wird von Ferreira und Bioucas-Dias (2008) verwendet. Die klassenbedingten Wahrscheinlichkeiten werden durch Gamma Verteilungen modelliert, deren Parameter aus manuell selektierten Trainingsdaten der Klassen „Land“ und „Wasser“ abgeleitet werden. Die *a priori* Wahrscheinlichkeit der Klassen wird

durch ein Markov Zufallsfeld (MRF) modelliert, das eine lokale Kontinuität des Klassifikationsergebnisses unter Voraussetzung eines räumlichen Nachbarschaftssystem gewährleistet. Die Abschätzung der *a posteriori* Wahrscheinlichkeit erfolgt letztendlich mittels sog. Graph Cuts (Kolmogorov & Zabih 2004).

Segmentbasierte Bildanalyse hat in den letzten Jahren im Bereich der Erdbeobachtung zunehmend an Bedeutung gewonnen (Baatz & Schäpe 1999, Blaschke & Strobl 2001, Meinel et al. 2001, Benz et al. 2004). Diese basiert auf dem Konzept, dass für die Klassifikation wichtige Information nicht in einzelnen Pixeln, sondern in homogenen Bildsegmenten und ihren gegenseitigen Beziehungen integriert ist (Benz et al. 2004). Basierend auf Ähnlichkeitskriterien von Grauwerten oder lokalen textuellen Eigenschaften werden die Bilddaten zunächst in disjunkte Bildobjekte unterteilt, die entsprechend initial festgelegter Homogenitätskriterien ein definierbares Maß an Heterogenität aufweisen. Erst im darauf folgenden Schritt werden den Bildobjekten semantische Eigenschaften zugewiesen. Dies hat den Vorteil, dass zusätzlich zu spektralen Charakteristika, Textur und Geometrie eines Objektes für eine verbesserte Klassifikation genutzt werden kann. Die Bildsegmentierung kann mit Standardverfahren der Literatur durchgeführt werden. Eine Übersicht über die unterschiedlichen Bildsegmentierungsverfahren bieten beispielsweise Haralick & Sharipo (1985), Zhang (1996) und Carleer et al. (2005). Einen Vergleich der neuesten, vorwiegend im Bereich der Fernerkundung verwendeten objektorientierten Algorithmen wird in Meinel & Neubert (2004), Neubert et al. (2006) und Neubert & Herold (2008) gegeben. Eines der effektivsten Bildsegmentierungsverfahren ist der Fractal Net Evolution Ansatz (FNEA) der eCognition Developer Software (Baatz & Schäpe 1999, Definiens 2009), der eine Multi-Skalen Repräsentation der Bilddaten unter Verwendung einer Bottom-Up Region Merging Methode erlaubt. Nur eine geringe Anzahl an Studien verwenden eine objektbasierte Klassifikation für das Hochwassermonitoring (z.B. Heremans et al. 2003, Hess et al. 2003, Herrera-Cruz & Koudogbo 2009). Diese machen jedoch nur begrenzt Gebrauch von kontextueller Information, da sie die durch die Segmentierung generierten Bildelemente nur anhand ihrer spektralen Eigenschaften klassifizieren. Beziehungen zwischen benachbarten Objekten (räumlicher Kontext) sowie Abhängigkeiten zwischen den Skalen (hierarchischer Kontext) werden ignoriert.

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass die meisten Methoden zur Detektion von Hochwasser einen beträchtlichen Anteil an Nutzerinteraktion erfordern. Zudem sind die Methoden nicht an die neue Generation von SAR-Daten angepasst, die im Gegensatz zu Daten von gröber auflösenden SAR-Sensoren aufgrund verminderter Mischpixel eine verstärkte Variabilität innerhalb der jeweiligen Klassen sowie eine erhöhte Variabilität zwischen den einzelnen Klassen aufweisen. Außerdem wird kontextuelle Information meist nur zu einem geringen Maße in den Klassifikationsprozess mit einbezogen, ohne jedoch hierarchischen Kontext zu verwenden.

Im Folgenden wird ein automatisches Verfahren zur zeitnahen Detektion von Hochwasser sowie zur Ableitung der Hochwasserdynamik über unüberwachte Veränderungsanalyse mittels hochauflösenden SAR-Daten vorgestellt. Es werden dabei die wesentlichen Prozessierungsschritte, Erkenntnisse und Resultate der in dem Projekt SAR-HQ entstandenen Publikationen Martinis et al. (2009, 2011), Martinis & Twele (2010), sowie Martinis (2010) zusammenfassend dargestellt. Die verwendete Methodik beruht auf der Entwicklung eines hybriden Markov-Bildmodells, das hierarchische kausale und nicht-kausale Bildmodellierung auf irregulären multi-skaligen Graphen über Konfidenzkarten miteinander verknüpft. Dies hat den Vorteil, dass über HMAP- (hierarchical maximum *a posteriori*) oder HMPM- (hierarchical marginal posterior mode) Schätzung neben hierarchischer auch räumliche und bei Bedarf auch temporale Kontextinformation mit hoher Prozessierungseffizienz in den Klassifikationsprozess integriert werden können.

2.4.2.4 Markov Bildmodellierung

Einleitung

Die Integration von Kontextinformation in den Klassifikationsprozess ist für das Bildverständnis unentbehrlich und kann die Klassifikationsgüte signifikant verbessern, sofern diese Information adäquat modelliert werden kann (Khedam & Belhadj-Aissa 2003). Bayes Modelle stellen ein Rahmenwerk dar, in das statistische Modelle von Bildeigenschaften sowie Vorwissen über die kontextuelle Struktur (Cheng & Bouman 2001) semantischer Klassen integriert werden können. Die kontextuellen Strukturen werden in diesem Zusammenhang häufig als Markov-Zufallsfelder (MRF, Markov random field) modelliert. MRFs repräsentieren wahrscheinlichkeitsbasierte Modelle, die sich im Bereich der graphenbasierten Bildmodellierung als effektiv erwiesen haben, unterschiedliche Arten von Kontextinformation, wie räumlichen (z.B. Besag 1986), hierarchischen (z.B. Laferté et al. 2000) und temporalen Kontext (z.B. Melgani & Serpico 2003) in den Bildanalyseprozess einzubinden.

Die zentrale Idee bei der graphenbasierten Bildmodellierung ist die Repräsentation der Unabhängigkeiten bezüglich einer gemeinsamen Verteilung von Zufallsvariablen (Smyth 1998). Auf diese Weise wird eine Zerlegung eines globalen Modells in lokale Funktionen, die jeweils lediglich von wenigen Variablen abhängen, erreicht.

In einem wahrscheinlichkeitsbasierten generativen Ansatz wird dabei die gemeinsame Wahrscheinlichkeit der beobachteten Größen Y (z.B. spektrale Merkmale eines Bildelements) einer Menge O (z.B. Anzahl der Bildelemente) und der dazu korrespondierenden Klassenzugehörigkeiten X modelliert. Die *a posteriori* Verteilung der Klassenzugehörigkeiten gegeben den Beobachtungen Y ist mit Hilfe der Bayes Regel wie folgt definiert:

$$P(X|Y) \propto p(X, Y) = P(X)p(Y|X) \quad (7)$$

wobei die *a priori* Verteilung $P(X)$ der Klassenzugehörigkeiten als Markov-Zufallsfeld modelliert wird. Aus Gründen der rechnerischen Tragbarkeit wird angenommen, dass das Datenmodell eine faktorisierte Form aufweist:

$$p(Y|X) = \prod_{i \in D} p(Y_i | x_i) \quad (8)$$

Nicht-kausale Markov Bildmodelle wurden in der Vergangenheit ausgiebig verwendet um räumliche Interaktionen zwischen Bildelementen in Fernerkundungsdaten zu modellieren (z.B. Bruzzone & Prieto 2000, Jackson & Landgrebe 2002, Kasetkasem & Varshney 2002, Fjørtoft et al. 2003, Melgani & Serpico 2003). Das dabei üblicherweise verwendete Nachbarschaftssystem basiert auf einem planaren ungerichteten Graphen in Form eines regulären Gitters, in dem eine räumliche Nachbarschaft erster oder zweiter Ordnung etabliert ist (siehe Abbildung 43a). Da der Klassifikationsprozess iterativ auf jedes Bildelement und dessen Nachbarschaftssystem angewendet werden muss, ist insbesondere eine pixelbasierte Prozessierung von hochaufgelösten Satellitendaten mit sehr hohem Rechenaufwand verbunden.

Eine weniger rechenintensive Alternative zur Bildmodellierung auf planaren Graphen sind verborgene Markov-Ketten (HMC, Hidden Markov Chain) (Giordana & Pieczynski 1997, Derrode et al. 2003, Fjørtoft et al. 2003, Carincotte et al. 2006). Diese kausalen Bildmodelle werden auf eindimensionalen Darstellungen zweidimensionaler Bilddaten, wie zum Beispiel Hilbert-Peano Scans, in nicht-iterativer Weise angewendet (siehe Abbildung 43b). Die höhere Prozessierungseffizienz dieser Methoden ist allerdings mit einer geringeren Klassifizierungsgenauigkeit verbunden (Fjørtoft et al. 2003). Ein Nachteil von planaren kausalen und nicht-kausalen Modellen ist, dass sich die Kontextmodellierung auf eine lokale Nachbarschaft sowie auf nur ein einzelnes Skalenniveau beschränkt.

Im Gegensatz zu kausaler und nicht-kausaler Modellierung auf planaren Graphen besitzen hierarchische kausale Modelle (z.B. Bouman & Shapiro 1994, Kato et al. 1996, Laferté et al. 2000) die Fähigkeit, die hierarchischen Eigenschaften von Fernerkundungsdaten im Klassifikationsprozess zu erfassen. In Pérez et al. (2000) wurde gezeigt, dass Markov Zufallsfelder, welche über gerichtete Baumstrukturen definiert sind, effiziente und exakte Inferenz (Schätzung der gesuchten Klassenzugehörigkeiten) ermöglichen, was eine Anwendung dieser Modelle im Bereich der Notfall- und Krisenkartierung begünstigt. Vorteilhaft ist dabei, dass Interaktionen zwischen Bildelementen auch über größere Distanzen modelliert werden können und somit große Nachbarschaftssysteme zum Einsatz kommen. In den meisten Fällen wird für die Modellierung eine simple reguläre Quadtree-Baumstruktur (siehe Abbildung 43c) als

Unabhängigkeitsgraph herangezogen (z.B. Laferté et al. 2000, Pérez et al. 2000, Wilson & Li 2003, Provost et al. 2004, Collet & Murtagh 2004). Jedes Bildelement s (Knoten des Baumes) auf einem Skalenniveau S^l hat damit genau einen „Elternknoten“ s^- in der nächst höheren Ebene S^{l+1} (ausgenommen die Wurzel R) sowie vier „Kindknoten“ im benachbarten tieferen Skalenniveau S^{l-1} (ausgenommen die „Blattknoten“ auf der feinsten Ebene). Dieser Ansatz erlaubt die Modellierung von Relationen zwischen semantischen Klassen in benachbarten Skalenbereichen der Quadrees, ist darüber hinaus aber nicht fähig, Kontext innerhalb einer Quadtree-Ebene zu modellieren. Des Weiteren wird oft ausgeführt, dass die Quadtree-Struktur nicht stationär ist (Laferté et al. 2000). Dies bedeutet, dass zwei räumlich benachbarte Bildelemente in Level S^l von unterschiedlichen Elternknoten in Level S^{l+1} abstammen können, was zu blockähnlichen Artefakten im finalen Schätzergebnis führen kann. Mehrere Ansätze wurden vorgestellt, um diesen ungewünschten Effekt zu vermindern, wie beispielsweise *a posteriori* Glättung (Luetzgen et al. 1994) oder die Verwendung komplexerer, aber immer noch regulärer Graphenstrukturen (z.B. Bouman & Shapiro 1994, Irving et al. 1997).

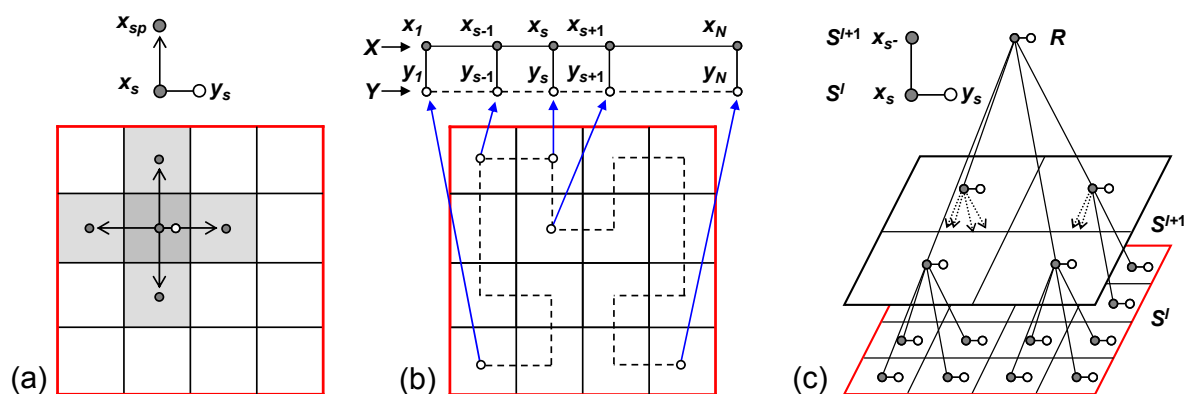


Abbildung 43: a) Nicht-kausale und b) kausale Markov Bildmodellierung auf einem regulären planaren Graphen, sowie c) kausale Bildmodellierung auf einem regulären hierarchischen Graphen mit drei Skalenniveaus.

Ein weiterer Nachteil bei der Verwendung regulärer hierarchischer Graphen ist, dass diese mittels eines so genannten „Top-Down“ Ansatzes generiert werden, bei dem die Bilddaten für eine Instanziierung der Struktur nicht einbezogen werden. Dies führt generell zu Klassifikationsungenauigkeiten, deren Anzahl mit der gewählten Blockgröße auf dem feinsten Segmentierungsniveau ansteigt. Nur in wenigen Arbeiten im Bereich Computer Vision wird Markov Bildmodellierung auf irregulären Graphen angewendet, die durch „Bottom-Up“ Ansätze generiert werden und dessen Elemente daher eine hohe Korrelation mit realen Objekten oder Flächen auf der Erdoberfläche aufweisen. Beispielsweise verwenden Feitosa *et al.* (2009) planare irreguläre Graphen für multi-temporale Klassifikation basierend auf fuzzy Markov-Ketten. In Katartzis et al. (2005) wird hierarchische kausale Bildmodellierung unter Verwendung hierarchischer marginal a

posteriori mode (HMPM) Schätzung auf einem irregulären hierarchischen Graphen angewendet. Allerdings werden dabei nicht die sich verändernden Beziehungen zwischen Eltern- und Kindknoten innerhalb der irregulären Graphenstruktur berücksichtigt.

Hybrides multi-kontextuelles Markov Bildmodell

Schematischer Überblick

Im Folgenden wird ein Überblick über die im Projekt SAR-HQ entwickelten Methoden zur automatischen Ableitung von Hochwasser sowie der Hochwasserdynamik aus SAR-Daten geben. Eine schematische Übersicht der Prozessabläufe ist in Abbildung 44 ersichtlich. Die Methodik basiert auf einem hybriden multi-kontextuellen Markov Bildmodell, das Grundlage der gesamten Prozesskette ist und in Abhängigkeit der Datenverfügbarkeit modifiziert eingesetzt werden kann:

- a) Im Falle der Verfügbarkeit monotemporaler Daten erfolgt eine unüberwachte Initialisierung der Klassenstatistiken über ein automatisches Schwellwertverfahren. Dabei können die Schwellwerte zwischen den Klassen „Wasser“ und „Land“ sowie zwischen „Land“ und „Unterflutete Vegetation“, die aufgrund des „double bounce“ Effektes durch hohe Rückstreuung charakterisiert sein kann, abgeleitet werden. Im nächsten Schritt wird automatisiert ein hierarchischer irregulärer Graph generiert, auf dem hierarchische und räumliche Kontextinformation über ein hybrides Markov Bildmodell integriert wird. Das Klassifikationsresultat kann optional durch topographische Information, wie digitalen Höhenmodellen (DHM) verbessert werden. Das Resultat stellt dann eine exportierte Wassermaske dar. Bei Verfügbarkeit multitemporaler SAR-Daten ergibt sich die Möglichkeit, durch Veränderungsanalyse Aussagen über die Hochwasserdynamik treffen zu können. Zu diesem Zweck wurden zwei Verfahren der Veränderungsanalyse implementiert.
- b) Zum einen kann die Veränderungsanalyse über einen Postklassifikationsvergleich durchgeführt werden. Die Klassifikation erfolgt jeweils über zwei zeitlich aufeinanderfolgende Daten einer beliebig großen Zeitserie. Dabei wird die Prozessierung getrennt für jeden Datensatz auf dieselbe Art und Weise wie im mono-temporalen Fall durchgeführt. Allerdings können die Wassermasken zu beiden Zeitpunkten zusätzlich durch einen bi-direktionalen Austausch temporaler Kontextinformation verbessert werden. Neben den Wassermasken kann außerdem eine Veränderungsmaske ausgegeben werden, die die Übergänge zwischen den Klassen aufzeigt.
- c) Die zweite Möglichkeit der Veränderungsanalyse besteht in der Anwendung des hybriden Markov Modells auf einem aus zwei SAR-Datensätzen kombinierten Normalisierten Differenzdatensatz (NCI-Daten, Normalized Change Index Daten). Dabei erfolgt hier die automatische kontext-basierte Trennung der Klassen „Positiv verändert“, „Unverändert“ und „Negativ verändert“.

Im Folgenden wird der Prozessablauf des hybriden multi-kontextuellen Markov Modells anhand des Postklassifikations-Vergleichs erläutert (Abbildung 44, Prozess b).

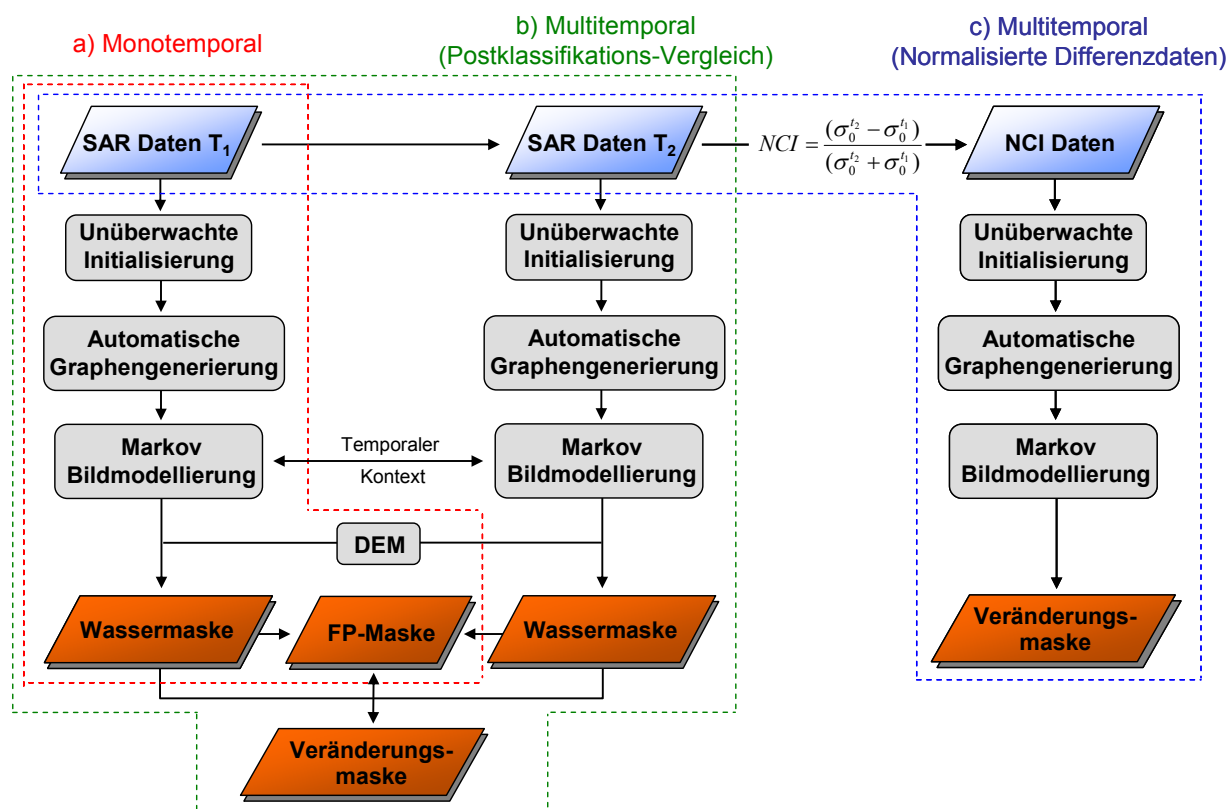


Abbildung 44: Schematischer Überblick zur unüberwachten multi-kontextuellen Markov Bildmodellierung auf a) monotemporalen sowie multitemporalen SAR Daten über Veränderungsanalyse mittels b) Postklassifikations-Vergleich und c) Prozessierung von Normalisierten Differenzdaten.

Automatische Initialisierung

Für die Initialisierung des hybriden Markov Modells wird ein spezieller automatischer Schwellwertansatz verwendet.

Schwellwertbildung basiert entweder auf globaler Bildinformation, wie zum Beispiel dem globalen Histogramm eines Datensatzes oder auf lokaler Bildinformation, wie beispielsweise Co-occurrence Matrizen. Unabhängig vom verwendeten Algorithmus bedeutet globale Schwellwertbildung die Anwendung eines einzigen Schwellwerts auf einen gesamten Datensatz (Pal & Pal 1993). Dagegen wird die Aufteilung eines Bildes in Subszenen und die Anwendung lokaler für jede Subszene abgeleiteter Schwellwerte als lokale Schwellwertbildung bezeichnet (Sahoo et al. 1988).

Parametrische Schwellwertverfahren bestimmen die Grauwertpositionen im Histogramm, die zur Trennung statistisch modellierter Verteilungen semantischer Klassen führen. Voraussetzung dafür ist jedoch, dass die *a priori* Wahrscheinlichkeiten der jeweiligen zu detektierenden Klassen ausreichend groß sind um globale Minima im Histogramm zu erkennen. Dies ist jedoch in einem globalen Histogramm eines gesamten SAR-Datensatzes nicht immer gegeben und hängt bei der Hochwasserdetektion vom räumlichen Ausmaß der Flut, der räumlichen Auflösung der Daten sowie dem Prozentsatz der überfluteten Fläche zur Gesamtabdeckung der Satellitenszene ab. Die

Wahrscheinlichkeit, einen adäquaten Schwellwert zwischen den Klassen „Wasser“ und „Nicht-Wasser“ aus einem globalen Histogramm bei geringer *a priori* Wahrscheinlichkeit einer der Klassen abzuleiten, ist daher für jedes Schwellwertverfahren eher gering. Für diesen Zweck wird im nächsten Kapitel ein parametrisches Schwellwertverfahren vorgestellt, das lokale mit globaler Schwellwertbildung kombiniert, indem aus einzelnen Subszenen lokale Schwellwerte abgeleitet und zu einem globalen Schwellwert kombiniert werden.

Bildkachelung und Auswahl von Subszenen

Durch die Bildkachelung wird eine SAR-Szene Y mit den Dimensionen R , C in N quadratische nicht-überlappende Subszenen der Größe z^2 unterteilt. Als Beispiel dient eine TerraSAR-X ScanSAR (SC) Szene der Capriviregion im Nordosten Namibias während ausgedehnter Überflutungen im März des Jahres 2010 (siehe Abbildung 45). Die Daten weisen sowohl Bereiche offener Wasserflächen, als auch Bereiche extrem hoher Rückstreuung auf, die auf Mehrfachstreuung von unterfluteten Vegetationsflächen zurückzuführen sind. Entsprechend eines initialen Wertes von $z=500$ werden die Daten mit den Dimensionen $R=16363$, $C=18969$ zunächst in $N=1254$ Segmente unterteilt. Unter Kombination lokaler Statistiken der einzelnen Bildkacheln mit globalen Bildstatistiken werden automatisch Subszenen Y_n selektiert, die prädestiniert für die Ableitung des Schwellwertes τ_1 zwischen den Klassen „Wasser“ (W) und „Land“ (L) und des Schwellwertes τ_2 zwischen den Klassen „Land“ und „Unterflutete Vegetation“ (UV) erscheinen. Dabei werden die Subszenen so ausgewählt, dass ein ausreichender Anteil der zu trennenden Klassen innerhalb der Bildkacheln liegt. Für die Kriterien der Auswahl der Subszenen wird ein zweidimensionaler Merkmalsraum mit den Merkmalen Variationskoeffizient (Ratio zwischen Standardabweichung und Mittelwert einer Subszene) sowie Ratio zwischen dem Mittelwert einer Subszene und dem globalen Mittelwert der Szene gebildet (siehe Abbildung 46). Die Auswahl der Subszene erfolgt mittels empirisch determinierter Intervalle, die iterativ bis zu definierten Grenzen erweitert werden, falls keine Kachel in den initial eingeschränkten Merkmalsraum fällt (siehe Abb. 46). Für den Fall, dass die *a priori* Wahrscheinlichkeit einzelner Klassen gering ist und deshalb keine geeignete Subszene selektiert wird, erfolgt eine Halbierung des initialen Wertes z . Um die Prozessierungsdauer gering zu halten, wird aus den selektierten Subszenen Y_n der Anzahl N eine definierte Submenge N' an Subszenen $Y_{n'}$ ausgewählt. Dies erfolgt anhand der Definition der Subszenen, die die geringste euklidische Distanz zu den Clusterzentren der Szenen Y_n aufweisen. In diesem Beispiel wird $N'=5$ gewählt, so dass jeweils maximal fünf Subszenen für die Ableitung der beiden Schwellwerte vorhanden sind.

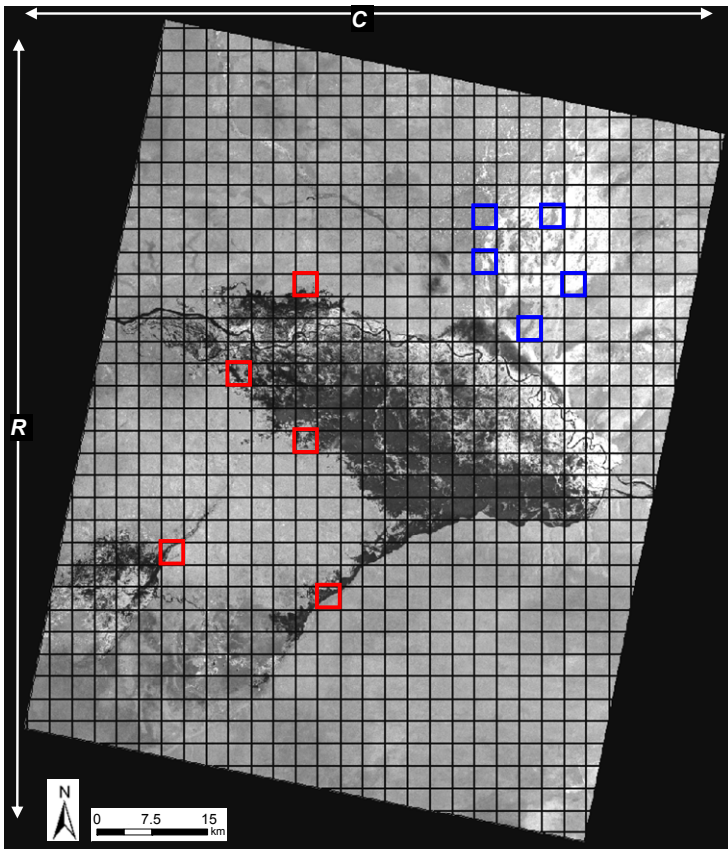


Abbildung 45: Bildkachelung einer TerraSAR-X ScanSAR Szene von Caprivi/Namibia (18.03.2010) mit automatisch selektierten Subscenes Y_n der Größe z^2 zur Ableitung der Schwellenwerte τ_1 zwischen den Klassen „Wasser“ und „Land“ (rote Subsets) sowie τ_2 „Land“ und „Unterflutete Vegetation“ (blaue Subsets).

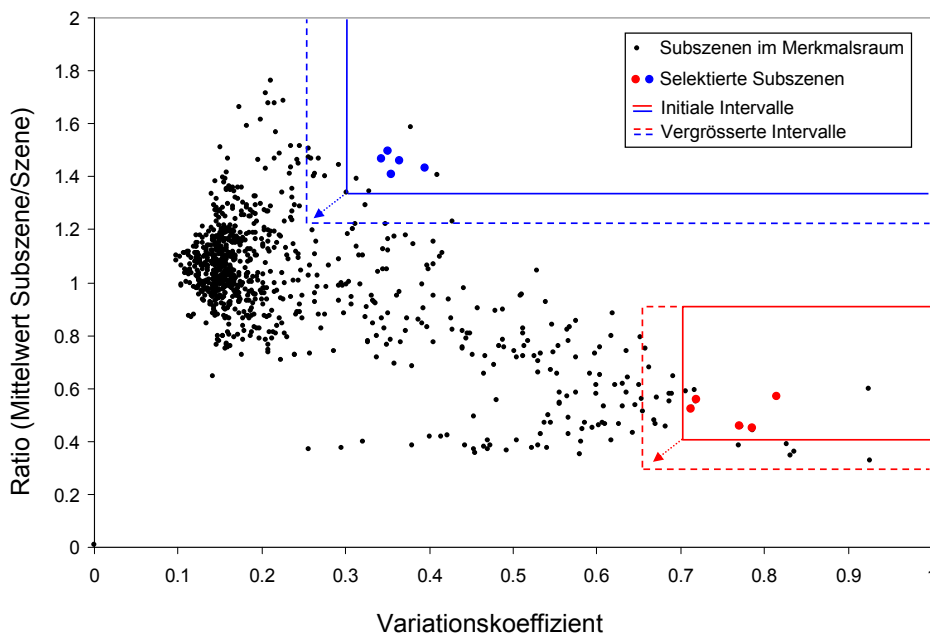


Abbildung 46: Zweidimensionaler Merkmalsraum der Subscenes, aufgespannt durch die Merkmale Variationskoeffizient und Ratio zwischen dem Mittelwert der Subscenes und dem globalen Mittelwert von Y, sowie initiale und iterativ erweiterte Intervalle zur Selektion der Bildkacheln für die automatische Schwellenwertableitung zwischen den Klassen „Wasser“ und „Land“ sowie „Land“ und „Unterflutete Vegetation“.

Automatische Schwellwertbildung

Der Vorteil der Schwellwertbildung auf einzelnen Bildkacheln wird in Abbildung 47 ersichtlich. Während in einem globalen Histogramm der gesamten SAR-Szene nur ein globales Minima zwischen den Klassen „Wasser“ und „Land“ ersichtlich ist, tritt bei lokalen Histogrammen deutlich ein lokales Minimum zwischen den Klassen „Land“ und „Unterflutete Vegetation“ hervor, das für die Trennung dieser beiden Klassen geeignet ist.

Um die beste Trennung der Klassen in den jeweiligen selektierten Subszenen zu erreichen, wird auf den Kittler-Illingworth (KI) Schwellwertalgorithmus zurückgegriffen (Kittler & Illingworth 1986), der im Bereich der Fernerkundung in modifizierter Form vorwiegend für die Veränderungsdetektion in Differenz- oder (logarithmischen) Ratiodaten eingesetzt wurde (Bazi et al. 2005, Melgani et al. 2002, Bovolo & Bruzzone 2007, Moser & Serpico 2006). Der KI Algorithmus ist ein parametrisches Schwellwertverfahren. Dieses detektiert den Schwellwert an der Position in einem Histogramm $h(g)$ mit Grauwertbereich G ($g \in \{0,1,\dots,G-1\}$), wo im Kontext der Bayes Entscheidungstheorie entsprechend einer Gauss-Approximierung einer bi-modalen Klassenverteilung der geringste Klassifizierungsfehler auftritt. Um die Schwellwertdetektion zu verbessern, wurde diese Methode für die Parametrisierung der Klassenverteilungen mittels Generalisierten Gauss (GG)-Verteilungen modifiziert (Bazi et al. 2005). GG-Verteilungen können eine Vielzahl von symmetrischen leptokurtischen und platykurtischen Verteilungen parametrisieren. Dabei wird gegenüber Gauss-Modellen zusätzlich der Formparameter β benötigt, der den exponentiellen Abklingfaktor der Klassenverteilung bestimmt ($\beta=1$ für Laplace-, $\beta=2$ für Gauss- und $\beta>8$ für Gleichverteilungen).

Im Folgenden wird angenommen, dass die lokalen Histogramme der Subszenen $Y_{n(W/L)}$ und $Y_{n(L/UV)}$ durch jeweils zwei GG-Verteilungen $h(g|i)$ mittels der Parameter Mittelwert μ_i , Standardabweichung σ_i , *a priori* Wahrscheinlichkeit P_i und Formparameter β_i approximiert werden können. Dabei ist

$$i = \begin{cases} (W, L), & \text{wenn } Y_n \in Y_{n(W/L)} \\ (L, UV), & \text{wenn } Y_n \in Y_{n(L/UV)} \end{cases}, \quad (9)$$

so dass gilt:

$$h(g) = \sum_{i=1}^2 P_i h(g|i) \quad (10)$$

Die klassenbedingte Wahrscheinlichkeitsverteilung wird durch die GG-Verteilung beschrieben:

$$h(g|i) = \frac{b_i \beta_i}{2\Gamma(\beta_i)} e^{-(b_i |g - \mu_i|)^{\beta_i}} \quad \text{mit} \quad b_i = \frac{1}{\sigma_i} \sqrt{\frac{\Gamma(3/\beta_i)}{\Gamma(1/\beta_i)}}, \quad (11)$$

wobei $\Gamma(\cdot)$ die Gammafunktion ist. Die benötigten Parameter werden an den Schwellwerten T , die das Histogramm in zwei Populationen mit folgenden Eigenschaften unterteilt, abgeschätzt:

$$P_i(T) = \sum_{g=a}^b h(g) \quad (12)$$

$$\mu_i(T) = \frac{1}{P_i(T)} \sum_{g=a}^b gh(g) \quad (13)$$

$$\sigma_i(T) = \frac{1}{P_i(T)} \sum_{g=a}^b (g - \mu_i(T))^2 h(g), \text{ wobei} \quad (14)$$

$$a = \begin{cases} 1, & \text{wenn } i = W \wedge Y_n'' \in Y_{n_W/L}'' \vee i = L \wedge Y_n'' \in Y_{n_L/UV}'' \\ T+1, & \text{wenn } i = L \wedge Y_n'' \in Y_{n_W/L}'' \vee i = UV \wedge Y_n'' \in Y_{n_L/UV}'' \end{cases} \quad (15)$$

$$b = \begin{cases} T, & \text{wenn } i = W \wedge Y_n'' \in Y_{n_W/L}'' \vee i = L \wedge Y_n'' \in Y_{n_L/UV}'' \\ G, & \text{wenn } i = L \wedge Y_n'' \in Y_{n_W/L}'' \vee i = UV \wedge Y_n'' \in Y_{n_L/UV}'' \end{cases} \quad (16)$$

Um den optimalen Formparameter für jede Klasse abzuleiten, wurden folgende Schritte durchgeführt (Sharifi & Leon-Garcia 1995):

- Generierung einer Lookup-Tabelle durch die Berechnung der sog. GG Ratio Funktion $r(\beta_i)$ für 450 verschiedene Werte von β_i im Bereich von $[0.5, 5.0]$ mit einem Abstand von 0.01:

$$r(\beta_i) = \frac{\Gamma(1/\beta_i)\Gamma(3/\beta_i)}{\Gamma^2(2/\beta_i)} \quad (17)$$

- Schätzung der modifizierten Mittelwerte der Absolutwerte:

$$\hat{E}[|g||i] = \frac{1}{P_i} \sum_{g=0}^T h(g)|g - \mu_i| \quad (18)$$

- Berechnung der Ratio $q_i = \sigma_i^2 / \hat{E}[|g||i]$
- Identifizierung von $\hat{\beta}_i = r^{-1}(q_i)$ unter Verwendung der Lookup-Tabelle.

Die Berechnung der finalen Schwellwerte τ_1 und τ_2 basiert auf der Optimierung einer Kriteriumsfunktion, die eine Kostenfunktion $c(g, T)$ über $h(g)$ berechnet:

$$J(T) = \sum_{g=0}^{G-1} h(g)c(g, T) \quad (19)$$

Die Kostenfunktion misst die Kosten bei der Zuweisung der Pixel zu den Klassen, indem die Grauwerte mit dem Schwellwert T verglichen werden. Entsprechend der Anzahl an Grauwerten einer Subszene kann die Kostenfunktion sukzessive an jeder Grauwertposition unter Verwendung der jeweiligen Klassenstatistiken und unter Annahme einer GG-Verteilung kalkuliert werden:

$$J(T) = \sum_{g=0}^T h(g)[b_W(T)|g - \mu_W(T)|]^{\beta_W(T)} + \sum_{g=T+1}^{G-1} h(g)[b_L(T)|g - \mu_L(T)|]^{\beta_L(T)} \quad (20)$$

$$-\sum_{g=0}^T h(g) \ln P_L(T) - \sum_{g=T+1}^{G-1} h(g) \ln P_W(T) - \left[P_L(T) \ln \left(\frac{b_L \beta_L}{2\Gamma(1/\beta_L)} \right) (T) + P_W(T) \ln \left(\frac{b_W \beta_W}{2\Gamma(1/\beta_W)} \right) (T) \right]$$

Die Gleichung ist angepasst für die Analyse einer Subszene $Y_{n(W/L)}$. Für Subszenen $Y_{n(L/UV)}$ muss W durch L und L durch UV ersetzt werden. Die Grauwertposition, die $J(T)$ minimiert, kann als optimaler Schwellwert entsprechend der Bayes Regel angesehen werden. Das bedeutet, dass dieser Schwellwert zur geringsten Fehlklassifikation der Pixel führt:

$$\tau_1 / \tau_2 = \arg \min_T J(T) \quad (21)$$

Um letztendlich zwei globale Schwellwerte für die Initialisierung der Markov Bildmodelle zu erhalten, werden die lokal aus den selektierten Subszenen abgeleiteten Schwellwerte durch eine arithmetische Mittelwertbildung kombiniert. Für die in Abbildung 45 dargestellte Szene wurden die globalen Schwellwerte $\tau_1=79,5$ und $\tau_2=181,3$ abgeleitet. Weitere Möglichkeiten der Kombination von lokalen Schwellwerten sind in Martinis et al. (2009) beschrieben.

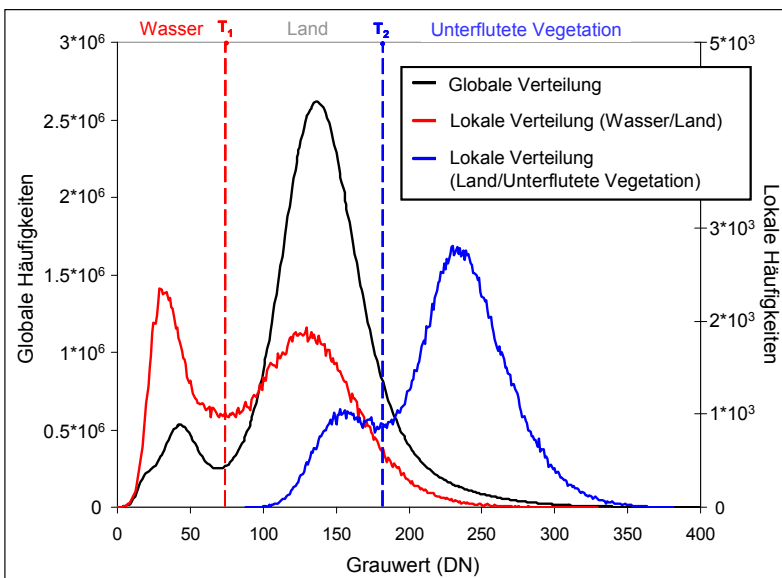


Abbildung 47: Lokale bi-modale Histogramme zweier selektierter Subszenen im Vergleich zum globalen Histogramm der kompletten SAR-Szene.

Automatische Generierung irregulärer Graphen

Die automatisch abgeleiteten Schwellwerte dienen der Initialisierung von Markov Bildmodellen, die multi-kontextuelle Bildinformation über irreguläre hierarchische Graphen in den Klassifikationsprozess integrieren. In diesem Kapitel wird eine Methode beschrieben, die der automatischen Generierung von irregulären Graphen durch eine multi-skalige Bildsegmentierung dient. Dabei werden bestimmte Nutzeranforderungen approximiert.

Die multi-skalige Repräsentierung eines Bildes Y kann durch einen verbundenen Graphen Ψ_L mit L Skalen dargestellt werden, die in einen Satz von Knoten S unterteilt werden. Dabei hat jeder Knoten, abgesehen von Wurzelknoten r einen einzigen Elternknoten s^- . Ein Nachfahre, der von

werden. Dies kann deshalb zu Über- oder Untersegmentierung der Bilddaten führen. Zudem müssen geeignete Parameter im Vorhinein durch „Trial-and-Error“ bestimmt werden.

Nach Betrachtung der irregulären Nachbarschaftsstrukturen innerhalb eines Skalenniveaus betrachtet, kann festgehalten werden, dass im Unterschied zu regulären Graphenstrukturen die Größe und Anzahl der Objekte innerhalb eines lokalen Nachbarschaftssystems, aber auch die Grenze zwischen einem Zentrumsobjekt und dessen Nachbarschaftssegmenten variiert. Diese Charakteristika müssen berücksichtigt werden, wenn der irreguläre Graph generiert und die Markov Bildmodelle auf diese Graphenstruktur angewendet werden.

Ziel ist eine multiskalige Bildsegmentierung, wobei das feinste Level S^1 des Graphen eine mittlere relative Objektanzahl \tilde{O}_p^1 aufweist, definiert durch die Anzahl der Objekte pro Pixel des SAR-Datensatzes, und die gröberen Skalenniveaus S^l ($l \neq 1$) einen festen prozentuale Unterschied \tilde{E}^l in der Objektanzahl zu S^1 aufweisen. Dies ist wichtig, um Über- und Untersegmentierung zu vermeiden und die Übertragbarkeit der Markov Bildmodelle durch eine feste Differenz in der mittleren Objektgröße zu gewährleisten.

Zunächst erfolgt eine automatische Selektion einer geringer Anzahl quadratischer Subszene (Größe: 500*500 Pixel) des gesamten SAR-Datensatzes, die die Heterogenität der SAR-Daten am besten widerspiegeln. Im nächsten Schritt erfolgt eine Vorsegmentierung der selektierten Subszene anhand eines willkürlich gewählten „Scale Parameters“. Die daraus resultierende Objektanzahl wird anhand der statistischen Eigenschaften der einzelnen Subszene auf die gesamte Fläche der SAR-Daten extrapoliert. Dies dient zu einer Abschätzung der Objektanzahl, die aus einer Segmentierung des gesamten Datensatzes mit dem willkürlich gewählten „Scale Parameter“ resultieren würde. Im Folgenden wird der „Scale Parameter“ berechnet, der zu einer Abschätzung der gewünschten mittleren relative Objektanzahl \tilde{O}_p^l führt. Dabei wird das Resultat der Vorsegmentierung der selektierten Subszene mit einer Datenbank verglichen, die den Zusammenhang zwischen mittlerer relativer Objektanzahl und dem „Scale Parameter“ für Daten unterschiedlichen Inhalts und Sensortyps beinhaltet. Dies ist in Abbildung 49 anhand zweier Trendlinien visualisiert, die durch Polynome zweiter Ordnung modelliert sind. Für die Abschätzung des „Scale Parameters“ auf jedem Level des Graphen wird diejenige Trendlinie herangezogen, die am besten dem Resultat der Vorsegmentierung entspricht (Trendlinie 2 in Abbildung 49)

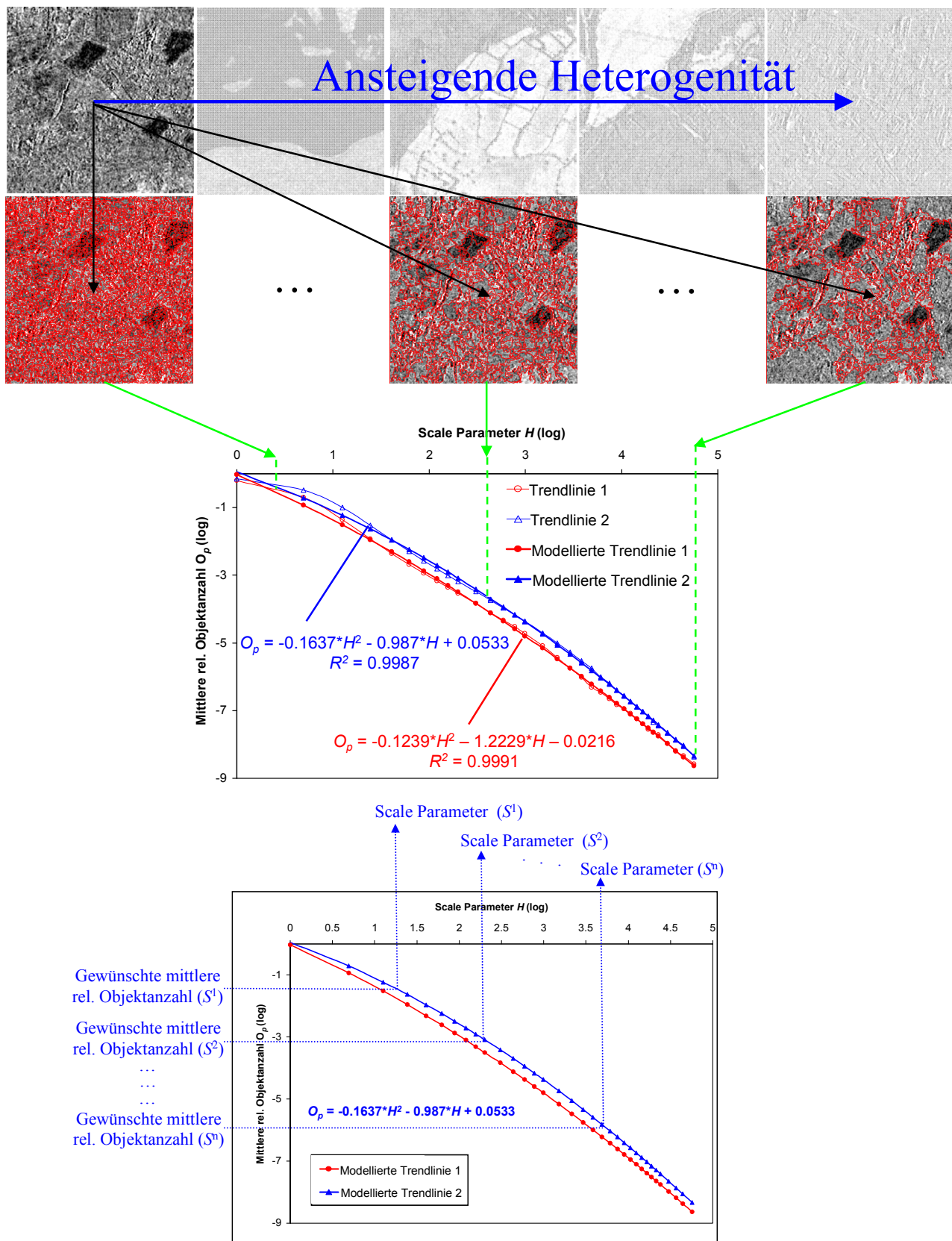


Abbildung 49: Zusammenhang zwischen mittlerer relativer Objektanzahl und dem „Scale Parameter“ für Daten unterschiedlichen Inhalts und Sensortyps. Zur Abschätzung des „Scale Parameters“ wird das Modell herangezogen, das am besten eine Vorsegmentierung automatisch ausgewählten Subszenen approximiert.

Hierarchische kausale Modellierung auf irregulären Graphen

Modellparameter

Bei kausalen Modellen handelt es sich um globale Wahrscheinlichkeitsverteilungen, welche über gerichtete Graphen definiert sind. Dabei werden so genannte lokale Übergangswahrscheinlichkeiten zwischen den Knoten des Graphen verwendet. Kausale Modelle werden üblicherweise als generative Modelle gesehen, die beschreiben sollen, wie die Bilddaten generiert wurden (Kumar 2005).

Ein Beispiel für ein solches generatives kausales Modell wird in Laferté et al. (2000) vorgestellt. Es basiert auf einer Quadtree-Struktur (vgl. Abbildung 43c). Im Folgenden wird dieses Modell auf eine irreguläre Graphenstruktur, dessen Generierung bereits beschrieben wurde, angepasst.

Für einen gegebenen Satz von Variablen (x, y) , wobei x die Klassenzugehörigkeiten und y die Merkmalsvektoren (Beobachtungen) darstellen, wird in der wahrscheinlichkeitsbasierten Klassifikation die Schätzung der „besten Realisierung“ der Attribute x unter der Vorgabe von y , welche in bestimmter Weise mit x in Verbindung stehen, gesucht. In einem statistischen Prozess repräsentieren (x, y) Ereignisse der Zufallsvariablen von (X, Y) . Dabei bilden die Zufallsvariablen $X = (X_s)_{s \in S}$ und $Y = (Y_s)_{s \in S}$ sogenannte Zufallsfelder. X_s entnimmt den Wert einer diskreten Menge von M Klassen $\Omega = \{\omega_1, \omega_i, \dots, \omega_M\}$ und Y_s hat den Wertebereich in \mathfrak{R} . Die so genannten markov'schen Unabhängigkeiten von (X, Y) können durch einen Unabhängigkeitsgraphen Ψ_L mit einer Anzahl von L Levels repräsentiert werden. Die Komponenten des Vektors X sind durch die Knoten des Baumes indexiert. Zusätzlich wird jeder Knoten (oder eine Untermenge von Knoten) mit einem Merkmalsvektor Y assoziiert.

Die folgenden statistischen Annahmen bezüglich des *a priori* Modells und der statistischen Interaktion zwischen X und Y werden getroffen (Laferté et al. 2000):

- Es liegt eine „top-down“ Markov-Kette erster Ordnung vor (Markov-Eigenschaft):

$$P(x^l | x^{l+1}, \dots, x^r) = P(x^l | x^{l+1}), \forall l \in \{1 \dots L\} \quad (22)$$

- Die Übergangswahrscheinlichkeiten der Markov-Kette sind voneinander unabhängig gegeben dem Nachbarn im nächst höherem Level des Baumes.
- Zusätzlich reduziert sich die Abhängigkeit eines jeden Knotens $s \in S^n$ auf eine Konditionierung bezüglich des jeweiligen Elternknotens:

$$P(x^l | x^{l+1}) = \prod_{s \in S^l} P(x_s | x_{s^-}), \forall l \in \{1 \dots L\} \quad (23)$$

- Für das Beobachtungsmodell wird eine elementweise Faktorisierung folgender Form angenommen:

$$P(y|x) = \prod_{s \in S^I} P(y_s | x_s) \quad (24)$$

Dadurch wird ausgedrückt, dass alle Komponenten von Y gegeben X voneinander unabhängig sind.

Durch diese drei Annahmen lässt sich die gemeinsame Verteilung $P(x, y)$ als Produkt „lokaler“ Faktoren definieren:

$$P(x, y) = P(x_r) \prod_{s \neq r} P(x_s | x_{s^-}) \prod_{s \in S} P(y_s | x_s) \quad (25)$$

Dabei ist $P(x_r)$ die *a priori* Wahrscheinlichkeit der Wurzel des Baumes, $\{P(x_s | x_{s^-})\}_{s \neq r}$ sind die Übergangswahrscheinlichkeiten zwischen Eltern- und Kindknoten und $\{P(y_s | x_s)\}_{s \in S}$ die bedingte Wahrscheinlichkeit.

Für die Definition des *a priori* Modells $P(X_s | X_{s^-})$ auf dem Graphen verwenden Bouman & Shapiro (1994) ein einfaches Potts-Modell. Dieses Modell favorisiert die Gleichheit der Klassenzuweisung zwischen einem Knoten s und seinem Elternknoten und ist wie folgt definiert:

$$\forall s \in S^I, P(X_s = j | X_{s^-} = i) = \begin{cases} \phi, & \text{falls } i = j \\ \frac{1-\phi}{M-1}, & \text{falls } i \neq j \end{cases}, \text{ mit } \phi > \frac{1}{M} \quad (26)$$

Eigene Untersuchungen haben ergeben, dass die Wahl des Parameters ϕ keine triviale Aufgabe darstellt. In dieser Arbeit wird deshalb die Berechnung einer Wahrscheinlichkeitsmatrix vorgeschlagen, in der die Klassenübergangswahrscheinlichkeiten zwischen den Skalen Eingang finden (Martinis & Twele 2010). Die Matrix enthält die Übergangswahrscheinlichkeit jeder Klassenkombination zwischen den Leveln S^I und S^{I+1} ($I \neq R-1$) als Ratio zwischen der Fläche, die der Klasse ω_j auf S^I und gleichzeitig ω_i auf S^{I+1} zugewiesen und der Fläche aller Elemente, die ω_j auf S^I zugewiesen sind.

Die bedingten Wahrscheinlichkeiten $P(y_s | x_s)$ an jedem Knoten werden als Normalverteilungen modelliert. Diese sind durch den Vektor $\theta_i^I = (\mu_i, \sigma_i)$ definiert, wobei μ_i Mittelwert und σ_i die Standardabweichung der Klasse i auf Level I sind. Daraus ergibt sich:

$$\forall s \in S^I, P(Y_s = y_s | X_s = i) = \frac{1}{2\pi\sigma_i} e^{-\frac{(y_s - \mu_i^I)^2}{2\pi(\sigma_i^I)^2}} \quad (27)$$

Die initiale Statistik wird durch das automatische Schwellwertverfahren aus Kapitel 4.2.2 abgeleitet.

Inferenz

Die Schätzung der „besten“ Konfiguration der Klassenzugehörigkeiten von Segmenten in Abhängigkeit der beobachteten Merkmale wird Inferenz genannt. Einer der interessantesten

Aspekte des oben beschriebenen hierarchischen kausalen Modells ist, dass man über dieses exakte Inferenz über hierarchische maximum *a posteriori* (HMAP) $P(x|y)$ sowie hierarchische marginal posterior mode (HMPM) Schätzung $P(x_s|y)$ unter Verwendung einer Erweiterung des Viterbi (Forney et al. 1973) sowie des Baum-Algorithmus (Baum et al. 1970) über Markov-Ketten im Skalenbereich berechnen kann. Dabei wird üblicherweise eine Kostenfunktion gegeben den Daten angesetzt, welche minimiert werden soll. Die Kostenfunktion „bestraft“ Diskrepanzen zwischen der geschätzten \hat{x} und einer „idealen“ stochastischen Konfiguration x' .

Die mit der HMAP Schätzung verbundene Kostenfunktion lautet

$$C(\hat{x}, x') = 1 - \delta(\hat{x}, x'), \quad (28)$$

wobei δ die Kronecker Delta Funktion ist. Der daraus resultierende Bayes Schätzer ist durch

$$\hat{x} = \arg \max_{x \in \mathcal{X}^S} P(x|y) = \arg \max_{x \in \mathcal{X}^S} P(x, y) \quad (29)$$

gegeben. Daraus ergibt sich ein nichtiterativer Algorithmus, bei dem lediglich ein „Bottom-Up“ und ein „Top-Down“ Durchlauf durch die Baumstruktur vollzogen werden muss:

Bottom-Up Durchlauf: Funktionen $P_s(x_{s-})$ (wahrscheinlichste Klasse \hat{x}_{s-} eines Elternknoten s^-) und $x_s^*(x_{s-})$ (MAP Schätzung eines Kindknoten s entsprechend der MAP Komponente \hat{x}_{s-}) werden für alle möglichen Werte von x_{s-} berechnet und in Lookup Tabellen gespeichert.

Initialisierung ($s \in S^1$):

$$P_s(x_{s-}) = \max_{x_s} P(y_s | x_s) P(x_s | x_{s-}) \varphi_{HMAP}$$

$$x_s^*(x_{s-}) = \arg \max_{x_s} P(y_s | x_s) P(x_s | x_{s-}) \varphi_{HMAP}$$

Rekursion ($s \in S^2 \dots S^L$):

$$P_s(x_{s-}) = \max_{x_s} P(y_s | x_s) P(x_s | x_{s-}) \prod_{t \in S^+} P_t(x_s) \varphi_{HMAP}$$

$$x_s^*(x_{s-}) = \arg \max_{x_s} P(y_s | x_s) P(x_s | x_{s-}) \prod_{t \in S^+} P_t(x_s) \varphi_{HMAP}$$

Top-Down Durchlauf: Die Komponenten der MAP Schätzung werden von S^r zu S^1 berechnet:

Initialisierung (r):

$$\hat{x}_r = \arg \max_{x_r} P(y_r | x_r) P(x_r) \prod_{t \in r^+} P_t(x_r)$$

Rekursion ($s \in S^{L-1} \dots S^1$):

$$\hat{x}_s = x_s^*(x_{s-})$$

Um dem „Underflow“ –Problem während der Berechnung des Viterbi Algorithmus zu begegnen, wurde eine logarithmische Berechnung der Wahrscheinlichkeiten durchgeführt. Im „Bottom-Up“ Durchlauf wurde ein Gewichtungsfaktor φ_{HMAP} integriert, der variierende hierarchische

Nachbarschaftssysteme irregulärer Graphen berücksichtigt. Dieser wird berechnet als der Anteil des räumlichen Ausmaßes A eines Kindsegmentes s zu dessen Elternsegment s^- in Abhängigkeit der Anzahl von Kindknoten t :

$$\hat{x}_s = x_s^* (x_{s^-}) \varphi_{HMAP} = \left(1 - \left(A_s / A_{s^-}\right)\right) / (card(t) - 1) \quad (30)$$

Dabei wurde Gleichung 30 so angepasst, dass negative Werte der Wahrscheinlichkeiten gewichtet werden, die von der logarithmischen Berechnung der Wahrscheinlichkeiten resultieren. Die Gewichtung mit φ_{HMAP} ist bei der HMAP Schätzung auf Quadrees nicht nötig, da alle Kindobjekte dieselbe Größe $A_s/4$ aufweisen und jedes Elternsegment immer dieselbe Anzahl von Kindsegmenten besitzt.

Das MAP-Kriterium (28) bestraft Diskrepanzen zwischen den Konfigurationen ohne dabei zu berücksichtigen, wie unterschiedlich diese sind. Die folgende Kostenfunktion

$$C(\hat{x}, x') = \sum_{s \in S} \delta(\hat{x}_s, x'_s) \quad (31)$$

berücksichtigt diesen Aspekt und führt zu folgendem HMPM Schätzer, der einem Knoten die wahrscheinlichste Klasse gegeben aller Daten zuweist.

$$\hat{x}_s = \arg \max_{x_s} P(x_s | y) \quad (32)$$

Daraus ergibt sich folgender nichtiterativer Algorithmus:

Initialer Durchlauf: Bei dieser abwärts gerichteten Rekursion werden die marginalen *a priori* Wahrscheinlichkeiten $P(x_s)$ für jeden Knoten s berechnet:

$$s \in S^{L-1} \dots S^2, P(x_s) = \sum_{x_{s^-}} P(x_s | x_{s^-}) P(x_{s^-})$$

Bottom-Up Durchlauf: Die Verteilung von x_s and (x_s, x_{s^-}) gegeben allen Nachkommen (incl. y_s) wird berechnet:

Initialisierung ($s \in S^1$):

$$P(x_s | y_s) \propto P(y_s | x_s) P(x_s)$$

$$P(x_s, x_{s^-} | y_s) = \frac{P(x_s | x_{s^-}) P(x_{s^-}) P(x_s | y_s)}{P(x_s)}$$

Rekursion ($s \in S^2 \dots S^L$):

$$P(x_s | y_{d(s)}) \propto P(y_s | x_s) P(x_s) \prod_{t \in s^+} \sum_{x_t} \left(\frac{P(x_t | y_{d(t)}) P(x_t | x_s)}{P(x_t)} \right) \phi_{HMPM}$$

$$P(x_s, x_{s^-} | y_{d(s)}) = \frac{P(x_s | x_{s^-}) P(x_{s^-}) P(x_s | y_{d(s)})}{P(x_s)} \quad \forall s \neq r$$

Top-Down Durchlauf: Die kompletten marginalen *a posteriori* Wahrscheinlichkeiten werden wieder aus den partiellen marginalen Wahrscheinlichkeiten zusammengesetzt, die im Bottom-Up Durchlauf berechnet wurden:

Initialisierung (r):

$$P(x_r | y) = P(x_r | y_{d(r)})$$

$$\hat{x}_r = \arg \max_{x_r} P(x_r | y)$$

Rekursion ($s \in S^{L-1} \dots S^1$):

$$P(x_s | y) = \sum_{x_{s^-}} \frac{P(x_s, x_{s^-} | y_{d(s)}) P(x_{s^-} | y)}{\sum_{x_s} P(x_s, x_{s^-} | y_{d(s)})}$$

Der Gewichtungsfaktor ϕ_{HMPM} berücksichtigt den räumlichen Anteil eines Kindsegmentes s zu dessen Elternsegment s^- während der elementweisen Berechnung der partiellen marginalen *a posteriori* Wahrscheinlichkeiten $P(x_s | y_{d(s)})$ eines des Bottom-Up Durchlaufs.

Nicht-kausale Bildmodellierung auf irregulären Graphen

Räumlich-temporales Bildmodell

Der im vorigen Abschnitt beschriebene hierarchische Ansatz erlaubt die Modellierung von Relationen zwischen semantischen Klassen in benachbarten Skalenbereichen des irregulären Graphen, ist darüber hinaus aber nicht fähig, räumlichen Kontext innerhalb einer Ebene zu modellieren. Nicht-kausale Bildmodellierung kann in diesem Kontext die Klassifikation verbessern. Nicht-kausale Modelle sind globale Wahrscheinlichkeitsverteilungen, welche über ungerichtete Graphen definiert sind. Diese Modelle beziehen jedoch lediglich die direkte Nachbarschaft eines Bildelements ein, was sowohl eine Beschränkung im Kontext der räumlichen Betrachtung, als auch eine Beschränkung auf einen festen Skalenbereich bedeutet. Eine Modellierung von Interaktion mit diesem Modell über größere Distanzen hinweg würde einen enormen Anstieg der Komplexität der Schätzalgorithmen bewirken (Bouman & Shapiro 1994). Allerdings erscheint eine Beschränkung

auf eine lokale Nachbarschaft sinnvoll, wenn man bedenkt, dass die räumliche Abhängigkeit zwischen Bildelementen mit steigendem Abstand sehr schnell abnimmt.

Die Integration räumlichen Kontexts mildert den Einfluss der nicht stationären Graphenstruktur ab. Dieser ist bei der Anwendung auf irregulären Graphen im Gegensatz zu Quadrees schon deutlich reduziert und tritt nicht durch blockartige Artefakte im Klassifizierungsergebnis zu Tage. Zusätzlich ist es möglich, über nicht-kausale Bildmodellierung temporalen Kontext zu integrieren.

Traditionell werden diese Modelle pixel-basiert auf regulären planaren Graphen angewendet. Dabei wird zumeist ein Nachbarschaftssystem 1. oder 2. Ordnung verwendet, wobei vier bzw. acht unmittelbar benachbarte Pixel eines zentralen Pixels das Markov Zufallsfeld bilden. Das *a priori* Modell wird hier als homogenes und isotropes Ising-Modell (für ein binäres Klassifikationsproblem), oder als Potts-Modell (für Klassifikationsprobleme mit mehr als zwei Klassen) angenommen, wobei lediglich paarweise Potentiale ungleich Null herangezogen werden. Da die Inferenz dieser Modelle iterativ erfolgt, ist eine pixelweise Anwendung extrem zeitaufwändig.

Im Folgenden wird das pixel-basierte räumlich-temporale Markov Modell von Melgani & Serpico (2003) reformuliert und auf irreguläre planare Graphen angewendet (siehe auch Martinis & Twele 2010). Dieses Modell führt einen iterativen bi-lateralen Austausch von Bildinformationen zwischen zwei zeitlich benachbarten Datensätzen einer Zeitserie aus. Der Einfachheit halber wird eine bi-temporale Zeitserie bestehend aus zwei koregistrierten SAR-Daten Y_{t_1} and Y_{t_2} verwendet, die zum Zeitpunkt t_1 and t_2 aufgezeichnet wurden. Als planare Graphen dienen die untersten Level S^1 zweier hierarchischer Graphen, die das Klassifikationsresultat der kausalen Markov Bildmodellierung aufweisen.

Um das räumlich-temporale Modell anwenden zu können, werden im ersten Schritt diese planaren irregulären Graphen der Daten Y_{t_1} and Y_{t_2} synchronisiert, um gleiche Objektgrenzen zu den Zeitpunkten t_1 and t_2 zu erhalten (siehe Abbildung 48b). Der Satz an möglichen Klassen ist $\Lambda = \{\lambda_1, \lambda_i, \dots, \lambda_N\}$ zu Zeitpunkt t_1 und $\Omega = \{\omega_1, \omega_i, \dots, \omega_M\}$ zu Zeitpunkt t_2 . Im Folgenden wird die Klassifizierung von Y_{t_2} , gegeben Y_{t_1} and Λ beschrieben. Die optimale Klassifizierung aller Bildelemente entsprechend des maximum *a posteriori* (MAP) Entscheidungskriteriums ist generell durch einen enormen Prozessierungsaufwand gekennzeichnet. Dieser kann deutlich reduziert werden, indem man die *a priori* Wahrscheinlichkeit der Bildelemente innerhalb einer lokalen Bildnachbarschaft modelliert. Anders als bei der kausalen Modellierung erfolgt hierbei die Abschätzung nicht durch Klassenübergangswahrscheinlichkeiten, sondern über Cliquespotentiale. Dabei ist eine Clique ein Teil eines Nachbarschaftssystems. Entsprechend des Hammersly-Clifford Theorems (Besag 1974), das die Äquivalenz von Markov und Gibbs Zufallsfeldern beschreibt, ist die Kombination von MAP Schätzung mit Markov Zufallsfeldern äquivalent der Minimierung der Gibbs Energiefunktion U , die in folgender Gleichung integriert ist:

$$P(x_s | y_s, X_{sp}, X_{tp}) = Z^{-1} \exp^{-U(x_s, y_s, X_{sp}, X_{tp})} \quad (33)$$

Dabei ist Z eine Normalisierungskonstante und X_{sp} und X_{tp} sind Untermengen der Klassen in den jeweiligen Bilddaten in vordefinierten räumlichen V_{sp} und temporalen V_{tp} Nachbarschaftssystemen. Eine prozessierungseffiziente Lösung der MRF-MAP Schätzung stellt der Iterated Conditional Modes (ICM) Algorithmus dar (Besag 1986), der zu einem lokalen, aber gewöhnlicher Weise ausreichendem Minimum von Gleichung 33 führt. Unter der Annahme, dass die Beiträge des räumlichen und temporalen Kontextes trennbar und additiv sind, kann die Gibbs Energiefunktion für jeden Knoten des planaren Graphen folgendermaßen durch den ICM Algorithmus minimiert werden:

$$U(x_s, y_s, X_{sp}, X_{tp}) = U_{data}(\cdot) + \gamma_{sp} U_{sp}(\cdot) + \gamma_{tp} U_{tp}(\cdot) \quad (34)$$

Der Einfluss des räumlichen und des temporalen Kontextes innerhalb des Klassifizierungsprozesses wird durch γ_{sp} und γ_{tp} kontrolliert. Unter der Annahme bedingter Unabhängigkeit von y gegenüber x , kann der Datenterm U_{data} folgendermaßen formuliert werden:

$$U_{data}(X_s = \omega_i, Y_s = y_s) = -\ln(P(Y_s = y_s | X_s = \omega_i)) \quad (35)$$

Die *a posteriori* Wahrscheinlichkeiten werden als Gauss Verteilungen modelliert. Die Klassenstatistiken werden dabei aus dem Klassifizierungsergebnis abgeleitet, das durch den kausalen Modellierungsprozess generiert wurde. Die räumliche U_{sp} und temporale Energiefunktion U_{tp} kann wie folgt ausgedrückt werden:

$$U_{sp}(X_s = \omega_i, X_{sp}) = - \sum_{\omega_j \in \Omega_{sp}} \varphi_{sp} \delta(\omega_i, \omega_j) \left(\sum_{\omega_j \in X_{sp}} \delta(\omega_i, \omega_j) \frac{\text{card}(q \in V_{sp-sim})}{\text{card}(q \in V_{sp})} \right) \quad (36)$$

$$U_{tp}(X_s = \omega_i, X_{tp}) = - \sum_{\lambda_j \in \Lambda_{tp}} \varphi_{tp} P(\omega_i | \lambda_j) \left(\sum_{\lambda_j \in X_{tp}} \delta(\omega_i, \lambda_j) \frac{\text{card}(q \in V_{tp-sim})}{\text{card}(q \in V_{tp})} \right) \quad (37)$$

Index δ ist die Kronecker Delta Funktion, die, entsprechend eines paarweisen Cliquensystems ($s-q$) zwischen Knoten s und einem räumlichen oder zeitlichen Nachbarschaftsknoten q (Abb. 48b) gleich 1 wenn $\omega_i = \omega_j$ oder $\omega_i = \lambda_j$, andernfalls gleich 0 ist.

Da im Gegensatz zu regulären Graphen die Anzahl der Nachbarobjekte innerhalb V_{sp} und V_{tp} auf irregulären Graphen variiert, ist der Anteil der räumlichen und temporalen Energie im Verhältnis zum Datenterm deutlich unterschiedlich. Um den Einfluss der räumlichen und temporalen Terme während der ICM Schätzung über den gesamten planaren Graphen konstant zu halten, wird ein räumliches Nachbarschaftssystem V_{sp-sim} 1. Ordnung simuliert, so dass ein Nachbarschaftssystem

vier Elemente q beinhaltet. Das temporale Nachbarschaftssystem V_{tp-sim} ist identisch zu V_{sp-sim} . Da es jedoch das zentrale Objekt berücksichtigt, beinhaltet es ein zusätzliches Element (Abbildung 48b).

Um die variierende Größe der Objekte im irregulären Nachbarschaftssystem V_{tp} zu erfassen, wird der Gewichtungsfaktor φ_{tp} integriert, der den räumlichen Anteil der jeweiligen Klassen innerhalb V_{tp} berücksichtigt:

$$\varphi_{tp} = (A(\lambda_i, X_{tp}) / A(V_{tp})) \quad (38)$$

Zusätzlich berücksichtigt die Gewichtung der räumlichen Energiefunktion φ_{sp} die variierenden Objektgrenzen zwischen s und q innerhalb V_{sp} :

$$\varphi_{sp} = ((A(\omega_i, X_{sp}) / A(V_{sp})) + b_{\omega_i}) / 2 \text{ mit } b_{\omega_i} = \sum_{q \in \omega_i} b(s, q) / b_s \quad (39)$$

Dabei beschreibt b_{ω_i} das Verhältnis zwischen Länge der gemeinsamen Grenze der zu Klasse ω_i zugewiesenen Objekte mit einem Nachbarschaftsobjekt q zur gesamten Grenze b_s von Objekt s . Damit wird einem Objekt q umso mehr Einfluss in der Berechnung von U_{sp} gegeben, je größer dessen Fläche und je länger dessen gemeinsame Grenze zu Objekt s ist.

Dieselbe Formulierung der Gleichungen (34-39) kann für Bild Y_{t_1} generiert werden. Der bi-temporale Austausch verbindet zwei Markov Zufallsfelder über den ICM Algorithmus miteinander. Beginnend mit einer initialen Klassifizierung, generiert durch die kausale Bildmodellierung, wird die vorgehende Klassifizierung eines Bildes verwendet, um das Klassifikationsresultat des anderen Bildes, vice versa, iterativ zu verbessern, bis ein Konvergenzkriterium erreicht ist. Eine Erweiterung des bi-direktionalen Austausches auf eine Sequenz von mehreren Bilddaten ist in Melgani & Serpico (2003) beschrieben.

Abschätzung temporaler Klassenübergangswahrscheinlichkeiten

Der einzige Term, der die Korrelation zwischen multi-temporalen Daten in Gleichung 37 beschreibt ist $P(\omega_i | \lambda_j)$. Er repräsentiert die Übergangswahrscheinlichkeit von Klasse λ_j zu t_1 zu Klasse ω_i zu t_2 . Es ist ein Element einer sogenannten Übergangswahrscheinlichkeitsmatrix (TPM, transition probability matrix), die unter Verwendung von Expertenwissen, Felddaten oder historischen Daten (Melgani & Serpico 2003) bestimmt oder direkt aus den Daten durch beispielsweise die „compound classification rule“ (Bruzzone & Prieto 1997, Bruzzone et al. 1999) abgeschätzt werden kann. Diese Methode beinhaltet das Auffinden eines optimalen Klassenpaares (ω_i, λ_j) für jedes Bildelementpaar basierend auf der Bayes Regel. In dieser Arbeit wird die Methode von Bruzzone et al. (1999) verwendet, die die TPM mit einer Matrix gemeinsamer Wahrscheinlichkeit (JPM, joint probability matrix) ersetzt. Zudem erfolgt eine Anpassung der Methode an irreguläre Graphenstrukturen. Diese Methode verwendet für die Abschätzung der räumlichen Korrelation zwischen den Daten in

Form von $P(\omega_i, \lambda_i)$. einen iterativen Expectation-Maximization (EM) Algorithmus (Granville & Rasson 1995). Die Elemente der JPM der $N \times M$ werden rekursiv berechnet bis innerhalb von k Iterationen Konvergenz erreicht ist:

$$P_{k+1}(\omega_i, \lambda_i) = \frac{1}{P(\omega_i)P(\lambda_i)O} \sum_{s=1}^O \frac{P_k(\omega_i, \lambda_i)P(\omega_i|y_s)P(\lambda_i|y_q)\varphi_{jpm}}{\sum_{\omega_n \in \Omega} \sum_{\lambda_m \in \Lambda} \frac{P_k(\omega_n, \lambda_m)}{P_k(\omega_n)P_k(\lambda_m)} P(\omega_n|y_s)P(\lambda_m|y_q)} \quad (40)$$

$P_0(\omega_i, \lambda_i)$ wird durch $(N \times M)^{-1}$ initialisiert und O ist die Objektanzahl des planaren Graphen.

Die *a priori* Wahrscheinlichkeiten $P(\omega_i)$ und $P(\lambda_i)$ werden durch die Berechnung des relativen Auftretens jeder Klasse entsprechend dem Klassifizierungsergebnis des kausalen Markov Modells abgeschätzt. Der Faktor $\varphi_{jpm} = A_s/A_{card(s)}$ berücksichtigt dabei die irreguläre Struktur des planaren Graphen durch die Gewichtung jedes Objekts entsprechend dessen relativen räumlichen Ausmaßes zur Gesamtszene. Die folgende Normalisierung generiert Werte der JPM, die sich zu 1 aufsummieren:

$$P_{k+1}^{norm}(\omega_i, \lambda_i) = \frac{P_{k+1}(\omega_i, \lambda_i)}{\sum_{\omega_n \in \Omega} \sum_{\lambda_m \in \Lambda} P_{k+1}(\omega_n, \lambda_m)} \quad (41)$$

Räumliche Einschränkung des nicht-kausalen Markov Modells

Um die Prozessierungseffizienz des nicht-kausalen Modells zu erhöhen, erfolgt dessen Anwendung nur auf Bildbereiche von S^1 , die nach der kausalen Bildmodellierung eine hohe Wahrscheinlichkeit einer Fehlklassifikation aufweisen. Eine Möglichkeit ergibt sich infolge der HMPM Schätzung durch die Berechnung von Vertrauenskarten. Diese können durch die marginalen *a posteriori* Wahrscheinlichkeiten $P(x_s|y)$ generiert werden, die während der HMPM Schätzung für jedes Objekt berechnet werden. Diese erlauben die Berechnung der marginalen *a posteriori* Entropie E_s (Pérez et al. 2000):

$$E_s(x_s|y) = - \sum_{\omega_i \in \Omega}^M P(x_s = \omega_i|y) \log P(x_s = \omega_i|y) \quad (42)$$

Höhere Werte der Entropie sind Indikatoren für eine mögliche Fehlklassifikation von s . Die Vertrauenskarten werden dafür genutzt, das räumlich-temporale Markov Modell nur auf Objekte anzuwenden, die einen Wert von E_s größer einem Schwellwert T_E aufweisen.

Eine Validierung der in diesem Kapitel beschriebenen Methodik erfolgt im folgenden Kapitel 2.4.3.

2.4.3 Abschätzung von Überflutungswahrscheinlichkeiten und Klassifikationsgenauigkeiten sowie Validierung der Methoden

In Abschnitt 2.4.3.1 erfolgt zunächst die Validierung der in Kapitel 2.4.2 entwickelten Methoden zur Hochwasserdetektion. In Kapitel 2.4.3.2 wird schließlich eine Methode zur Abschätzung der Klassifizierungsgenauigkeit der abgeleiteten Hochwassermaske beschrieben.

2.4.3.1 Validierung der Methoden zur Hochwasserdetektion

Hybrides Markov Modell

In Kapitel 2.4.2 wurde eine Methode zur automatischen Hochwasserdetektion in hochauflösenden SAR-Daten beschrieben, die unter Verwendung von Markov Bildmodellierung multi-kontextuelle Information (räumlichen, temporalen und hierarchischen Kontext) in den Klassifikationsprozess integriert. Die dazugehörige Prozessierungskette ist in Abbildung 50 dargestellt.

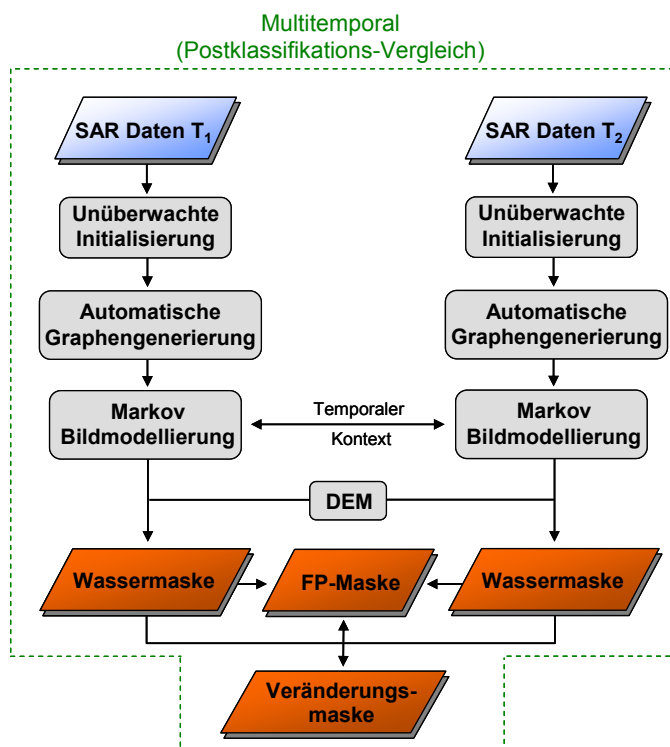


Abbildung 50: Schematischer Überblick zur unüberwachten multi-kontextuellen Markov Bildmodellierung auf multi-temporalen SAR-Daten über Veränderungsanalyse mittels Postklassifikations-Vergleich.

Für die Bestimmung der Klassifikationsgenauigkeit der entwickelten Methodik wurde ein bi-temporaler TerraSAR-X ScanSAR Datensatz der Region Caprivi im Nordosten Namibias mit einer Pixelgröße von 8,25 m ausgewählt. Die Bilddaten zeigen starke Überflutungen des Flusses Sambesi im Frühjahr 2009 (11.04.2009, Abbildung 51a) und 2010 (20.04.2010, Abbildung 51b). Für die Validierung wurde eine 256*256 große Subszene jedes Datensatzes verwendet (Abbildung 51c, d). Als Referenz standen zwei optische Bilddaten des RapidEye Satelliten mit einer

räumlichen Auflösung von 5 m zur Verfügung. Der zeitliche Versatz zu der jeweiligen SAR-Aufnahme beträgt drei (14.04.2009) bzw. zwei Tage (22.04.2010). Aufgrund der Stabilität der Überflutungen war jedoch keine kritische Änderung des Ausmaßes der Überflutungen zwischen den SAR und optischen Szenen ersichtlich. Aus diesem Grund konnten die RapidEye-Szenen für die Generierung der Validierungsmasken (Abbildung 51e, 51f) durch visuelle Interpretation und manuelle Digitalisierung des Hochwassers genutzt werden. Hochauflösende optische Bilddaten historischer Überflutungen in Google Earth konnten für eine Kreuzvalidierung herangezogen werden.

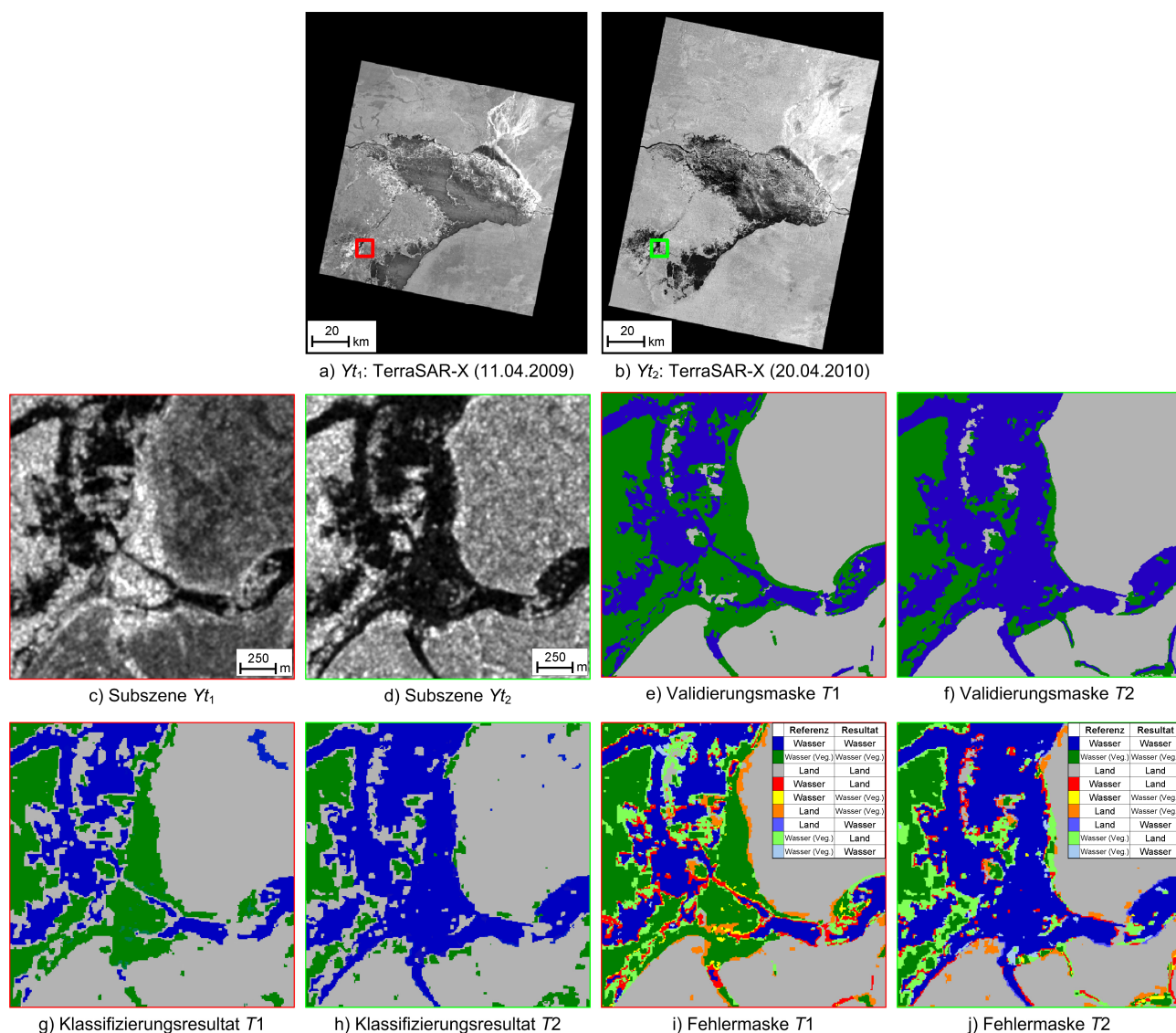


Abbildung 51: TerraSAR-X ScanSAR Daten von Caprivi/Namibia (Zentrumsordinate: 17°56'44"S, 24°22'34"E) am a) 11.04.2009 (T1) und b) 20.04.2010 (T2); Subszenen der Daten Y_{t1} und Y_{t2} (c, d); aus RapidEye Daten abgeleitete Validierungsmasken (e, f); Klassifizierungsergebnisse des IR-HMPM-ICM-w Algorithmus (g, h) sowie Fehlermasken (i, j).

Im Folgenden wird die Effektivität des vorgestellten multi-kontextuellen Markov Modells evaluiert. Dabei wird die Anwendung des Modells auf irreguläre Graphen, die Anpassung des Modells an variierende Nachbarschaftssysteme irregulärer Graphen sowie die Kombination kausaler und

nicht kausaler Modelle untersucht. Zudem werden die Einflüsse der HMPM und HMAP Schätzung auf das Klassifikationsresultat miteinander verglichen.

Zu diesem Zweck wurden mehrere Klassifikationsresultate für die gewählten Referenzflächen der multi-temporalen SAR-Daten Y_{t_1} and Y_{t_2} durch Anwendung unterschiedlicher Modelle auf reguläre und irreguläre Graphen generiert (Tabelle 7). Der Algorithmus R-T-ICM berücksichtigt nur die pixel-basierte Anwendung von räumlich-temporaler Information im Klassifizierungsprozess. Die alleinige Integration von hierarchischem Kontext erfolgt ohne Berücksichtigung der Gewichtung der Kind- bezüglich ihrer Elternsegmente durch R-HMAP und R-HMPM auf einem Quadtree und durch I-HMAP und I-HMPM auf einem irregulären Graphen. Das ungewichtete hybride Markov Modell wird durch R-HMAP-ICM und R-HMPM-ICM auf einem Quadtree sowie I-HMAP-ICM and I-HMPM-ICM auf einem irregulären Graphen repräsentiert. Dagegen berücksichtigen I-HMAP-ICM-w und I-HMPM-ICM-w die variable Struktur hierarchischer und räumlich-temporaler Nachbarschaftssysteme irregulärer Graphen.

Die Initialisierung der Modelle erfolgt durch das in Kapitel 2.4.2 beschriebene automatische Schwellwertverfahren. Dadurch konnten für Y_{t_1} die Schwellwerte $\tau_1 = 50.7$ and $\tau_2 = 50.0$ sowie für Y_{t_2} die Schwellwerte $\tau_1 = 134.1$ and $\tau_2 = 163.2$ abgeleitet werden. Eine reale (regulärer Graph) und simulierte Nachbarschaft (irregulärer Graph) erster Ordnung wird für die nicht kausale Markov Modellierung verwendet. Die kausale Bildmodellierung erfolgt zu beiden Zeitpunkten auf einem Graphen mit acht Skalen. Die Auswahl dieser Graphenstruktur erfolgte entsprechend Untersuchungen von Martinis et al. (2011). Die Graphenstruktur des Quadtrees ist demnach durch 2×2 große Objekte auf S^1 definiert. Dementsprechend wird die als Testgebiet gewählte 256×256 Pixel große Subszene auf S^1 in 16384 Knoten unterteilt. Aufgrund einer festen Abnahme der Objektanzahl von 25% zwischen benachbarten Skalen des Quadtrees berechnet sich die Gesamtzahl der Knoten des Graphen auf 21845. Die irregulären Graphen dagegen wurden mit einer relativen Objektanzahl zwischen S^{i+1} and S^i von ~50% gebildet. Die untersten Skalen Y_{t_1} and Y_{t_2} wurden entsprechend der in Kapitel 2.4.2 beschriebenen Methode zur automatischen Generierung irregulärer Graphen in ~2000 homogene Segmente unterteilt. Daraus resultiert eine Gesamtanzahl an Knoten des jeweiligen irregulären hierarchischen Graphen von ~4300. Nach einer Synchronisierung der Segmentierungen der untersten planaren Graphen weist S^1 zu beiden Zeitpunkten ~12000 Knoten auf. Um die Performanz der unterschiedlichen Algorithmen zu bewerten, wird die Gesamtgenauigkeit (OA, overall accuracy) der Klassifikation verwendet (siehe Tabellen 7 und 8). Diese berechnet sich aus dem Prozentsatz korrekt klassifizierter Pixel zur Gesamtanzahl an Bildelementen.

Die Versuchsergebnisse zeigen nahezu identische über alle Algorithmen gemittelte Werte der OA von 79,5% für Y_{t_1} und 80,1% für Y_{t_2} (Tabelle 8). Der nicht hierarchische R-T-ICM Algorithmus zeigt Gesamtgenauigkeiten ähnlich dieser gemittelten Werte und übertrifft die HMAP, HMPM und

HMAP-ICM Schätzung auf Quadtrees sowie die HMAP-w Schätzung auf irregulären Graphen. Allerdings ist der R-T-ICM Algorithmus mit einem enormen Rechenaufwand verbunden, da dieser iterativ auf jedes Pixel des bi-temporalen Bilddatensatzes angewendet werden muss. In diesem Fall ist Konvergenz innerhalb von sechs Iterationen erreicht.

Tabelle 7: Gesamtgenauigkeit unterschiedlicher Algorithmen in Abhängigkeit der Graphenstruktur. Der Index „w“ markiert Methoden, die die variierenden Nachbarschaftssysteme irregulärer Graphen berücksichtigen.

Zeit	Regulär (R-)					Irregulär (I-)						Ø
	Planar	Quadtree				Hierarchisch						
	T-ICM	HMAP	HMPM	HMAP- ICM	HMPM- ICM	HMAP- w	HMPM- w	HMAP- ICM-w	HMPM- ICM-w	HMAP- ICM	HMPM- ICM	
t_1	79,90	77,08	78,50	77,62	80,30	77,80	79,67	80,39	82,97	78,63	81,78	79,5
t_2	79,77	73,80	76,97	78,11	81,04	76,23	80,86	82,48	86,33	80,07	85,20	80,1

Es ist ersichtlich, dass die durch die HMPM Schätzung abgeleiteten Ergebnisse höhere Werte der OA aufweisen als Methoden, die mit dem HMAP Ansatz verbunden sind. Die Differenz ist ~1,4% bis 2,7% für Y_{t_1} und mit Werten von ~2,6% bis 5,1% ausgeprägter für Y_{t_2} . Die HMPM Schätzung ist die rechenaufwändigere Methode der hierarchischen Klassifikatoren. Allerdings hat diese Methode den Vorteil, dass zusätzlich MPM Entropien für die Berechnung der Hochwasserwahrscheinlichkeitskarten ausgegeben werden können (siehe Kapitel 2.4.3.2).

Im Vergleich zu den hierarchischen Modellierungsergebnissen ist der Wert der OA höher, wenn zusätzlich der bi-direktionale Austausch räumlich-temporalen Information über die Berechnung des Iterated Conditional Mode (ICM) Algorithmus integriert wird. Der Genauigkeitsanstieg liegt dabei im Bereich von ~1,0% bis ~2,5% für Y_{t_1} und zwischen 3,3% und 6,8% für Y_{t_2} .

Bei Betrachtung der während der hybriden Markov Modellierung verwendeten Graphenstruktur fällt auf, dass die nicht gewichteten Modelle I-HMAP-ICM und I-HMPM-ICM effizienter als die Quadtree-basierten Modelle R-HMAP-ICM und R-HMPM-ICM sind. Durch die Anpassung des hybriden Modells (I-HMAP-ICM-w und I-HMPM-ICM-w) an die irreguläre Graphenstruktur kann ein weiterer Anstieg der Genauigkeit für beide Bilddaten erzielt werden. Die höchsten Werte der OA von ~83,0% für Y_{t_1} und ~86,3% für Y_{t_2} sind beide mit der Methode HMPM-ICM-w verknüpft.

Im Gegensatz zu nicht kausaler Markov Modellierung auf regulären planaren Graphen können bei der Verwendung von irregulären Graphen größere Nachbarschaftssysteme verwendet werden. Das ist mit einer schnellen Konvergenz des ICM Algorithmus innerhalb von vier Iterationen verbunden. Neben der erhöhten Genauigkeit ist der Prozessierungsaufwand der hierarchischen Modelle auf irregulären Graphen aufgrund der geringeren Anzahl von Knoten (~4000 vs. ~21845) um einen Faktor von ~5 im Gegensatz zur Modellierung auf Quadrees verringert. Ebenso führt die

Anwendung des ICM Algorithmus auf irregulären Graphen aufgrund der reduzierten Knotenanzahl auf S^1 (~12000 Knoten) zu einem geringeren Rechenaufwand als auf Quadrees (12000 Knoten).

Die Integration kontextueller Information hat einen Glättungseffekt auf das Klassifizierungsergebnis zur Folge (Abbildung 51g, h). Fehlklassifikationen treten aufgrund der Unterrepräsentierung der offenen Wasserflächen an der Land-/Wassergrenze auf. Dies resultiert aus der größeren Auflösung der TerraSAR-X Daten gegenüber der RapidEye Referenzdaten und der hohen Sensibilität des Radarsignals auf unterflutete Vegetation an den Uferbereichen. Wie in Tabelle 8 ersichtlich wird, ist dieser Effekt zu Zeitpunkt Yt_1 (UA, user accuracy: 78,9%) ausgeprägter als zu Zeitpunkt Yt_2 (UA: 93,2%), da aufgrund des niedrigeren Wasserpegels kleinere Wasserflächen vorhanden sind. Die größten Klassifizierungsfehler sind mit einer fälschlichen Zuweisung von Flächen der Klasse „Wasser (Veg.)“ zu „Land“ verbunden, da teilweise dichte Vegetation Mehrfachrückstreuung zwischen den unteren Vegetationsstrukturen und der Wasseroberfläche unterbindet. Das resultiert in einer Abschwächung des Radarsignals und einer Unterschätzung der Klasse „Wasser“ (Veg.).

Die Kombination der Klassen „Wasser“ und „Wasser (Veg.)“ zu einer einzigen Klasse „Hochwasser“ führt durch die zusätzliche Berücksichtigung hoher Rückstreuung durch Vegetationsflächen zu einem starken Anstieg der Hochwasserkartierungsgenauigkeit (UA) von 33,9% auf 73,8% zu t_1 und von 62,2% auf 78,9% zu t_2 .

Tabelle 8: Klassifizierungsmatrix des HMPM-ICM-w Algorithmus auf einem irregulärem Graphen zu Zeitpunkt t_1 und t_2 (PA = Producer Accuracy, UA = User Accuracy).

Datum	Klasse	Referenz				UA [%]
		Wasser	Land	Wasser (Veg.)		
T1	Wasser	11129	2857	115	14101	78,92
	Land	541	30261	1895	32697	92,54
	Wasser (Veg.)	236	5511	12991	18738	69,32
		11906	38629	15001	65536	
	PA [%]	93,47	78,33	86,60	OA [%]	82,97
					Khat [%]	71,69
T2	Wasser	21240	1486	61	22787	93,21
	Land	145	29673	1546	31364	94,61
	Wasser (Veg.)	744	4976	5665	11385	49,67
		21610	38038	5888	65536	
	PA [%]	95,98	82,18	77,90	OA [%]	86,33
					Khat [%]	77,20

Schlussfolgerung

Innerhalb des Projektes SAR-HQ wurde eine Methode zur automatischen Hochwasserdetektion in SAR-Daten mittels multi-kontextueller Markov Bildmodellierung auf irregulären Graphen entwickelt. Die experimentellen Ergebnisse zeigen, dass die Kombination von kausaler und nicht kausaler Bildmodellierung, sowie die Anwendung dieser Modelle auf irreguläre hierarchische Graphen zu hohen Klassifizierungsgenauigkeiten und Prozessierungsgeschwindigkeiten führen. Der Algorithmus kann somit als geeignetes Werkzeug zur unüberwachten Ableitung des Hochwasserausmaßes während Krisenkartierungen in naher Echtzeit eingesetzt werden.

2.4.3.2 Abschätzung der Überflutungswahrscheinlichkeit

Als optionales Produkt kann neben den Wassermasken, die das Ausmaß der Überschwemmung zeigen, zusätzlich eine Hochwasserwahrscheinlichkeitsmaske (FP- (flood probability) Maske) berechnet werden (Abbildung 52). Diese beschreibt den Grad der Genauigkeit des Klassifizierungsergebnisses jedes einzelnen Bildelements und kann somit als nützliches Werkzeug für das Krisenmanagement, aber auch für die Evaluierung von hydrodynamischen Modellen dienen.

Wie in Pérez et al. (2000) beschrieben, erlaubt die Kenntnis über die *a posteriori* Randdichten $P(x_s|y)$, die im Zuge der HMPM- (hierarchical marginal posterior mode) Schätzung berechnet werden (siehe Kapitel 2.4.2), den Grad des Vertrauens der geschätzten Klassenzugehörigkeit eines jeden Bildelements s abzuschätzen. Zu diesem Zweck kann für jeden Knoten des Graphen die marginale *a posteriori* Entropie E_s berechnet werden:

$$E_s(x_s|y) = - \sum_{\omega_i \in \Omega} P(x_s = \omega_i|y) \log P(x_s = \omega_i|y) \quad (43)$$

Dabei entnimmt Index i den Wert aus einem begrenzten Satz von M Klassen $\Omega = \{1, \dots, M\}$.

Hohe Werte der Entropie sind Indikatoren für eine mögliche Fehlklassifikation von s . In dieser Arbeit wird diese Information für die Generierung von Hochwasserwahrscheinlichkeitskarten mit fünf Klassen (Abbildung 52a, b), basierend auf dem finalen Klassifikationsresultat (Abbildung 51g, h) der Klassen ω_{Wasser} und $\omega_{\text{Wasser(Veg.)}}$, genutzt (Martinis & Twele 2010).

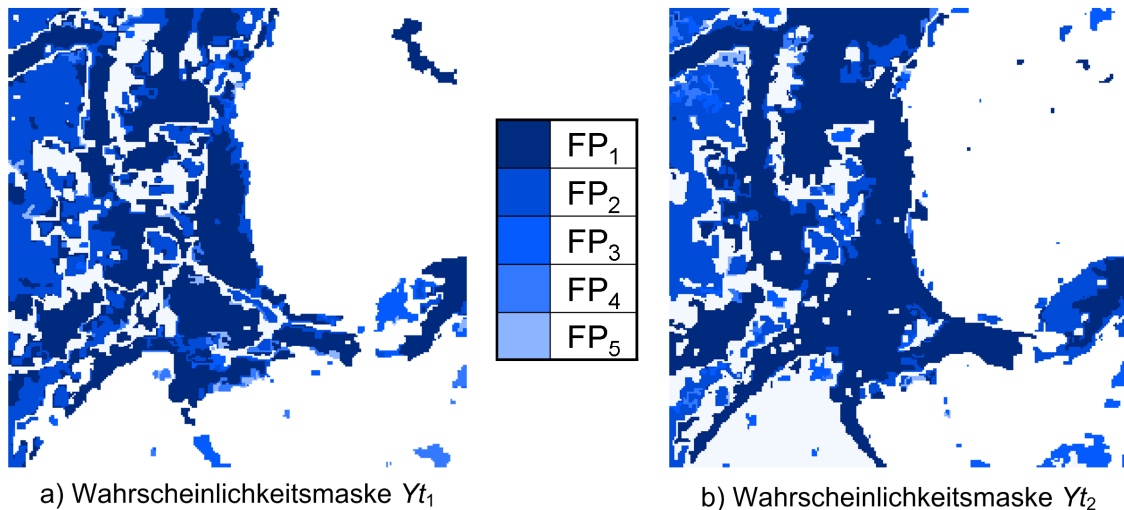


Abbildung 52: Hochwasserwahrscheinlichkeitskarten mit fünf Wahrscheinlichkeitsklassen, abgeleitet aus dem Klassifizierungsergebnis der Subszene von a) Y_{t_1} und b) Y_{t_2} .

Unter Verwendung von Fuzzy Logic Theorie werden die Entropiewerte in Zugehörigkeitswerte mit dem Werteintervall $[0, \dots, 1]$ transformiert (Abbildung 53). Volles Gewicht wird dabei Bildelementen $s \in \omega_{Water}$ und $s \in \omega_{Wasser(Veg.)}$ zugewiesen, die einen Wert kleiner der mittleren Entropie \bar{E}_{ω_i} von ω_{Water} beziehungsweise $\omega_{Wasser(Veg.)}$ aufweisen. Objekte mit Entropien zwischen \bar{E}_{ω_i} und der maximalen Entropie \hat{E}_{ω_i} werden entsprechend einer linear abnehmenden Fuzzy-Zugehörigkeitsfunktionen vier unterschiedlichen Wahrscheinlichkeitsklassen zugewiesen. Das Fuzzy-Set von $\omega_{Wasser(Veg.)}$ wird mit zusätzlichen Zugehörigkeitswerten kombiniert, die die räumlichen und temporalen Beziehungen von $\in \omega_{Wasser(Veg.)}$ innerhalb der finalen Klassifizierungsergebnisse (Abbildung 51g, h) berücksichtigen. Beispielsweise erhalten Objekte mit $E_s \leq \bar{E}_{Wasser(Veg.)}$ ein Zugehörigkeitswert von 1, wenn diese zu einem anderen Zeitpunkt Δt einer unterschiedlichen Klasse zugewiesen sind und gleichzeitig an Elemente $s \in \omega_{Wasser}$ angrenzen. Dagegen wird Elementen ohne Kontakt zu anderen als Wasser deklarierten Flächen und die keine Änderung der Klassifizierung innerhalb Δt erfahren, ein geringerer Zugehörigkeitswert zugeteilt, da diese Objekte eine reduzierte Wahrscheinlichkeit aufweisen, dass sie von Hochwasser betroffen sind (Abbildung 53).

Der größte Teil der offenen Hochwasserfläche weist entsprechend der FP-Masken eine hohe Wahrscheinlichkeit der korrekten Klassifizierung auf (Abbildung 52). Isolierte offene Wasserflächen sind dagegen mit einer hohen Unsicherheit entsprechend der HMPM Schätzung verbunden.

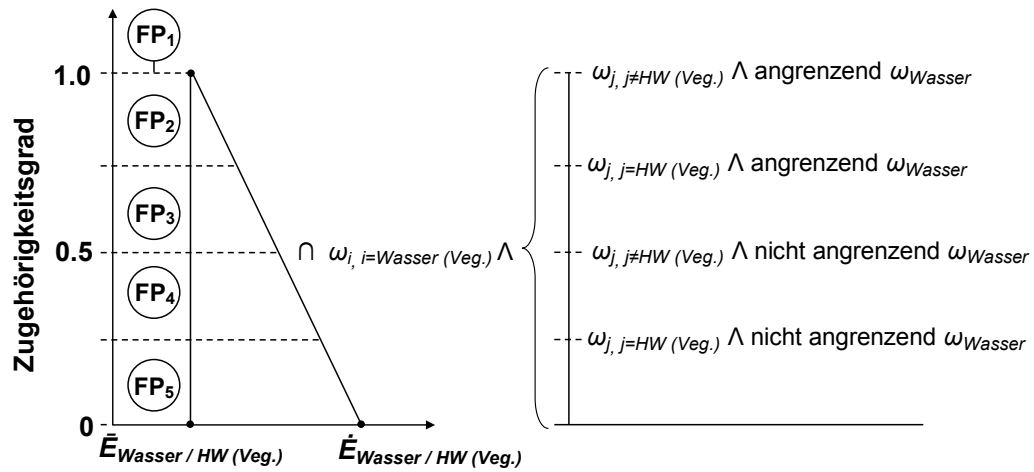


Abbildung 53: Fuzzy-Sets zur Generierung von Hochwasserwahrscheinlichkeitskarten unter Verwendung von MPM Entropien und räumlich-temporalen Information.

2.5 Quantifizierung und Visualisierung von Schadenssituationen

2.5.1 Quantifizierung von Hochwasserparametern und -dynamik aus SAR-Satellitenzeitserien

Die Ableitung des räumlichen Ausmaßes von Hochwasserereignissen gilt als der wichtigste Parameter für ein effektives satellitengestütztes Hochwassermanagement, da über diesen betroffene Flächen deklariert werden und somit für die Hilfsorganisationen vor Ort eine wichtige Entscheidungshilfe liefern können. Parameter wie die Überflutungstiefe oder der Überflutungsdauer können des Weiteren wichtige Zusatzprodukte zur Einschätzung der Lage vor Ort sowie zur Abschätzung von Hochwasserschäden sein. Zunächst erfolgt die Beschreibung einer Methode zur Ableitung der Überflutungstiefe. Im darauf folgenden Abschnitt wird die Ableitung der Hochwasserdynamik aus SAR-Zeitserien behandelt.

Ableitung der Überflutungstiefe aus SAR-Daten

Eine Grundvoraussetzung für die Ableitung der Überflutungstiefe ist zum einen das Vorliegen von hochauflösenden Fernerkundungsdaten während des Hochwasserereignisses, aus denen die Hochwasserausdehnung abgeleitet werden kann (siehe Kapitel 2.4.2). Zum anderen wird ein hochauflösendes Geländemodell (DGM) zur dreidimensionalen Charakterisierung der Gerinne-Morphologie benötigt. Für eine zuverlässige Schätzung von Überflutungstiefen ist es entscheidend, dass die Satellitendaten und Geländemodelle in einer ähnlichen und möglichst hohen räumlichen Auflösung vorliegen. Für diese Zwecke kommen vor allem Geländemodelle, welche aus LIDAR-Daten abgeleitet wurden in Frage. Somit ist eine operationelle Ableitung von Überflutungstiefen v.a. aufgrund der mangelnden flächenhaften Verfügbarkeit von hochauflösenden Geländemodellen stark eingeschränkt.

Die Überflutungstiefe definiert sich als Differenz zwischen der Höhe einer Hochwasserfläche über N.N. und der Geländehöhe über N.N. Da eine fernerkundungsgestützte Methoden jedoch nur ein zweidimensionales Bild der Hochwasserausdehnung wiedergegeben werden kann, besteht die Grundproblematik darin, jedem Bildelement der Hochwassermaske einen entsprechenden Höhenwert zuzuweisen. Durch eine Verschneidung der Hochwassermaske mit einem digitalen Geländemodell lässt sich zunächst die Geländehöhe im Bereich der Land-Wasser-Grenze bestimmen. Das Ergebnis ist ein Wasserstandsprofil für beide gegenüberliegenden Uferprofile (siehe Abbildung 54). Zur Berechnung eines flächenhaften Höhenprofils der Wasserfläche sind die Höhenwerte der Uferprofile über ein geeignetes Interpolationsverfahren, beispielsweise mit Hilfe von Triangulierten Irregulären Netzwerken (TIN), der Hochwasserfläche zuzuordnen.

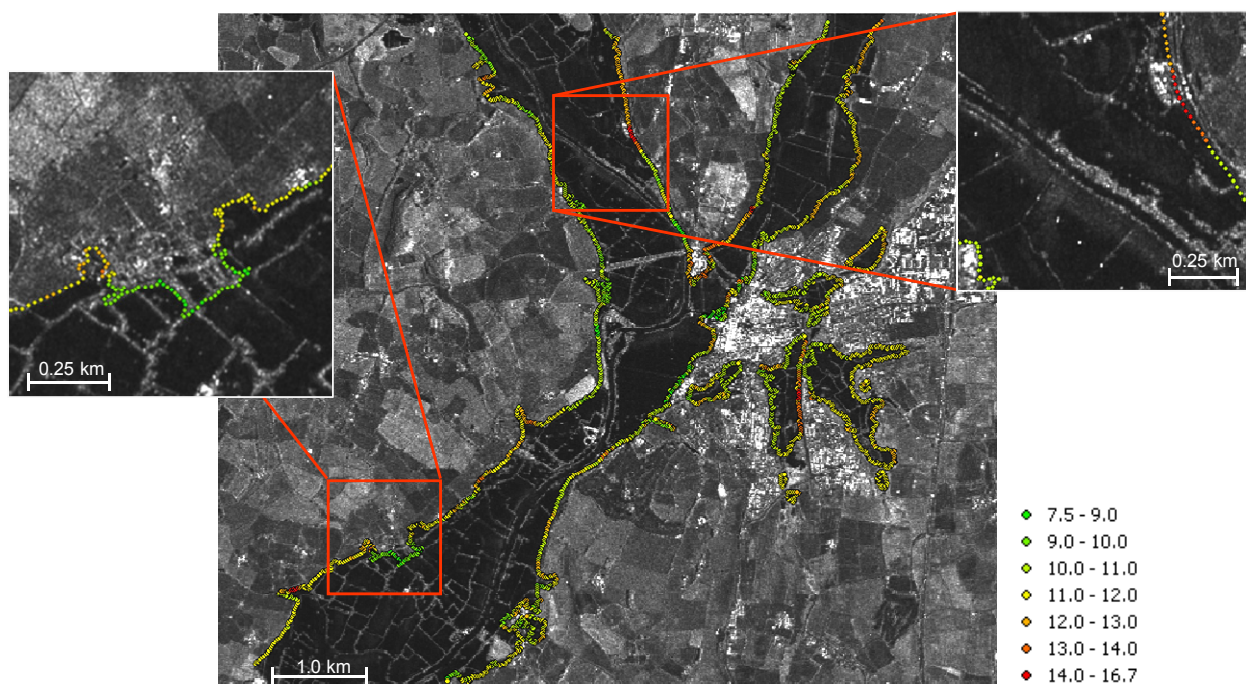


Abbildung 54: Unterschiede zwischen linkem und rechtem Wasserprofil: Über-/Unterschätzung oder Verschiebung der realen Wasseroberfläche (Höhenangaben in Meter)

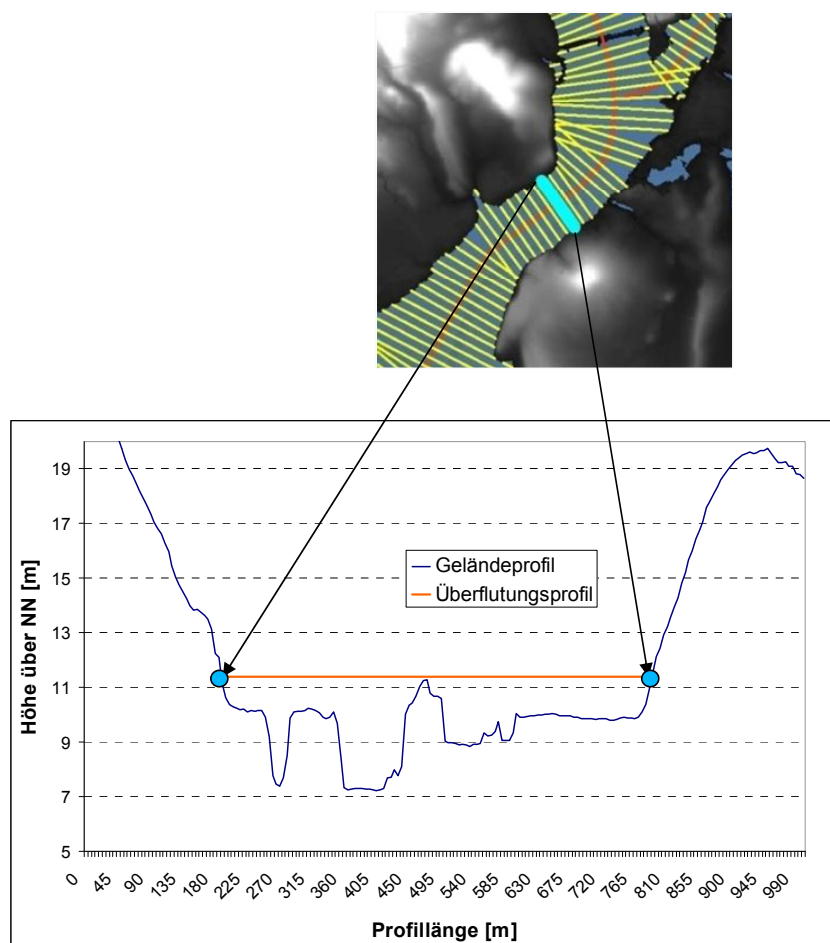


Abbildung 55: Ableitung des Wasser-Querprofils aus den Uferschnittpunkten von Land-Wasser-Grenze und digitalem Geländemodell

Anschließend kann durch Subtraktion des Geländeprofiles vom Hochwasserprofil eine flächenhafte Ableitung der Überflutungstiefe erfolgen. Bei einer Überprüfung der Höhenprofile im Bereich der Land-Wasser-Grenze zeigen sich jedoch häufig Unterschiede in den Höhenwerten gegenüberliegender Uferbereiche (siehe Abbildung 54), welche in einem hydrologisch nicht plausiblen Hochwasserpegel und einer demzufolge fehlerhaften Überflutungstiefe resultieren. Die Gründe für derartige Fehler sind vielschichtig und müssen differenziert betrachtet werden. Für eine genauere Analyse, Typisierung und Korrektur dieser Fehler bietet sich die Berechnung von Ufer-Querprofilen an. Diese Querprofile werden rechtwinklig zur Flussmitte angelegt und verbinden so gegenüberliegende Uferbereiche im idealen Fall zu einer annähernd horizontalen Wasserfläche (siehe Abbildung 55). Bei Betrachtung einzelner Querprofile lassen sich jedoch häufig systematische und/oder thematische Fehler identifizieren.

Systematische Fehler treten meist bei mehreren Querprofilen hintereinander auf und entstehen, wenn eine geometrische Verschiebung zwischen der Hochwassermaske und dem digitalen Geländemodell vorliegt (siehe Abbildung 56). Zur Korrektur ist für die betreffenden Querprofile ein Verschiebungsvektor zu berechnen, der erforderlich ist, um ein annähernd horizontales Höhenprofil der Wasserfläche zu erhalten.

Thematische Fehler treten hingegen bei Klassifikationsfehlern in der Hochwassermaske auf. Gerade in Bereichen von Ufervegetation kann es zu Problemen bei einer Erkennung von Wasserflächen kommen, was in einer Unterschätzung der realen Hochwasserfläche resultiert (siehe Abbildung 57). Eine fehlende Korrektur des thematischen Fehlers in diesem Beispiel würde in einer starken Kippung des Hochwasserprofils und einer dementsprechend fehlerbehafteten Ableitungen der Überflutungstiefen resultieren. Thematische Fehler lassen sich auch durch die Darstellung von Uferprofilen der Geländehöhe identifizieren. Thematische Fehler erscheinen hierbei als einzelne, stärkere Ausreißer der Profillinien (Abbildung 58). Zur Korrektur bzw. Glättung der Ausreißer bietet sich zum einen Filterverfahren über einen Moving-Window-Ansatz an, zum anderen lassen sich über eine polynomiale Annäherung der Funktion zwischen Uferhöhe und Distanz neue Ufer-Profillinien berechnen, welche Eingang in das nachfolgende Interpolationsverfahren finden. Eine detailliertere Diskussion zur Ableitung der Überflutungstiefe aus SAR-Daten ist z.B. in Zwenzner und Voigt (2008) zu finden.

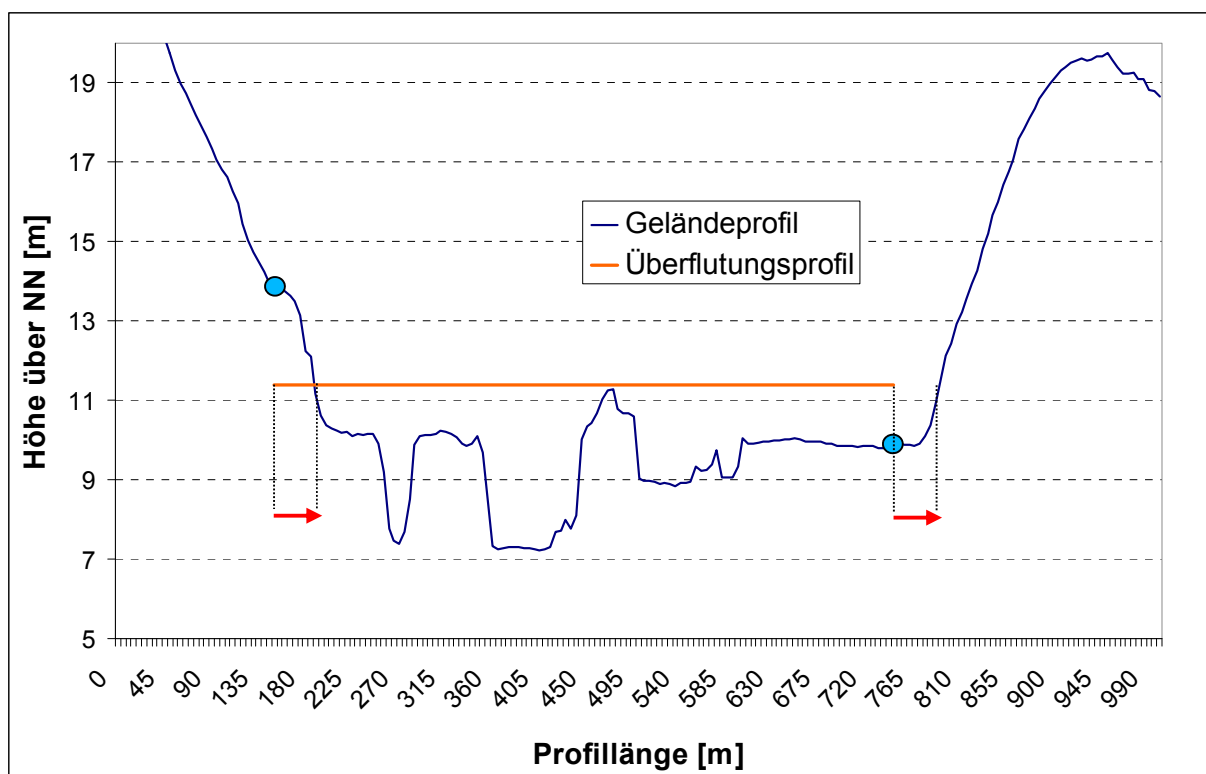


Abbildung 56: Systematischer Fehler: Berechnung des Verschiebungsvektors und geometrische Korrektur bzw. Verschiebung

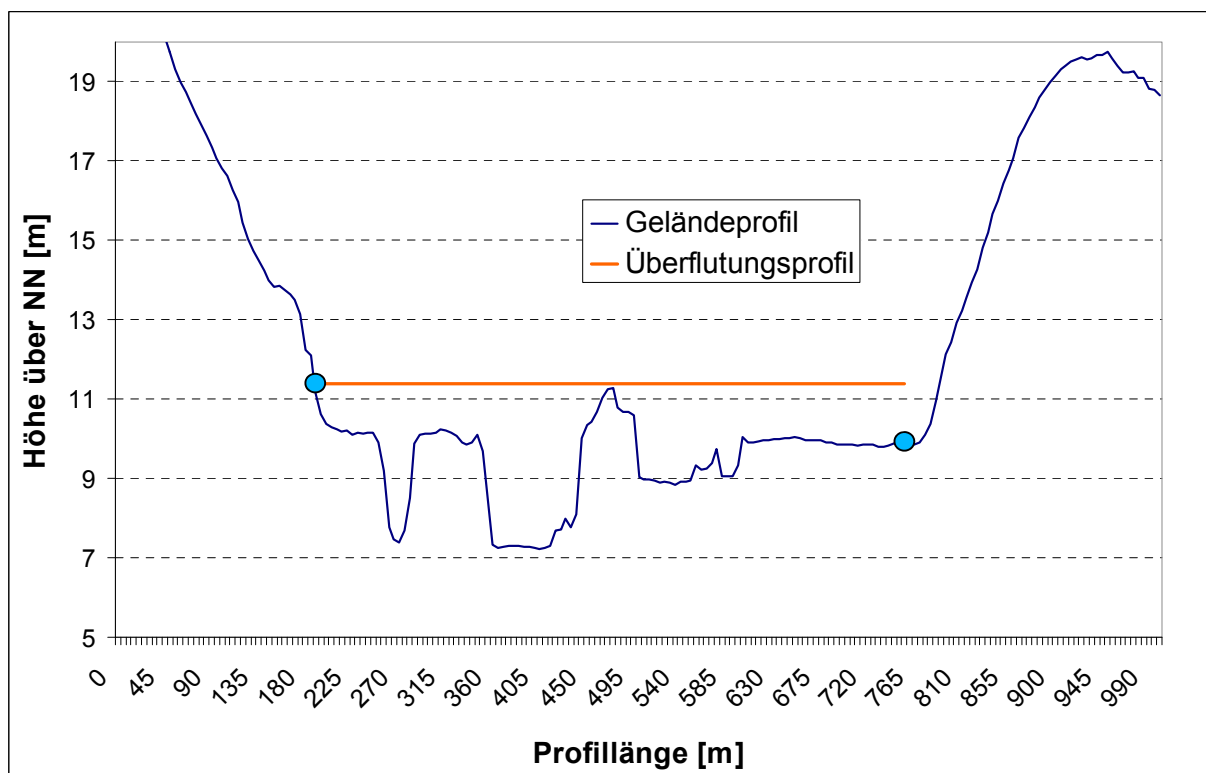


Abbildung 57: Thematischer Fehler: Hochwasserfläche unterschätzt (Klassifikationsfehler)

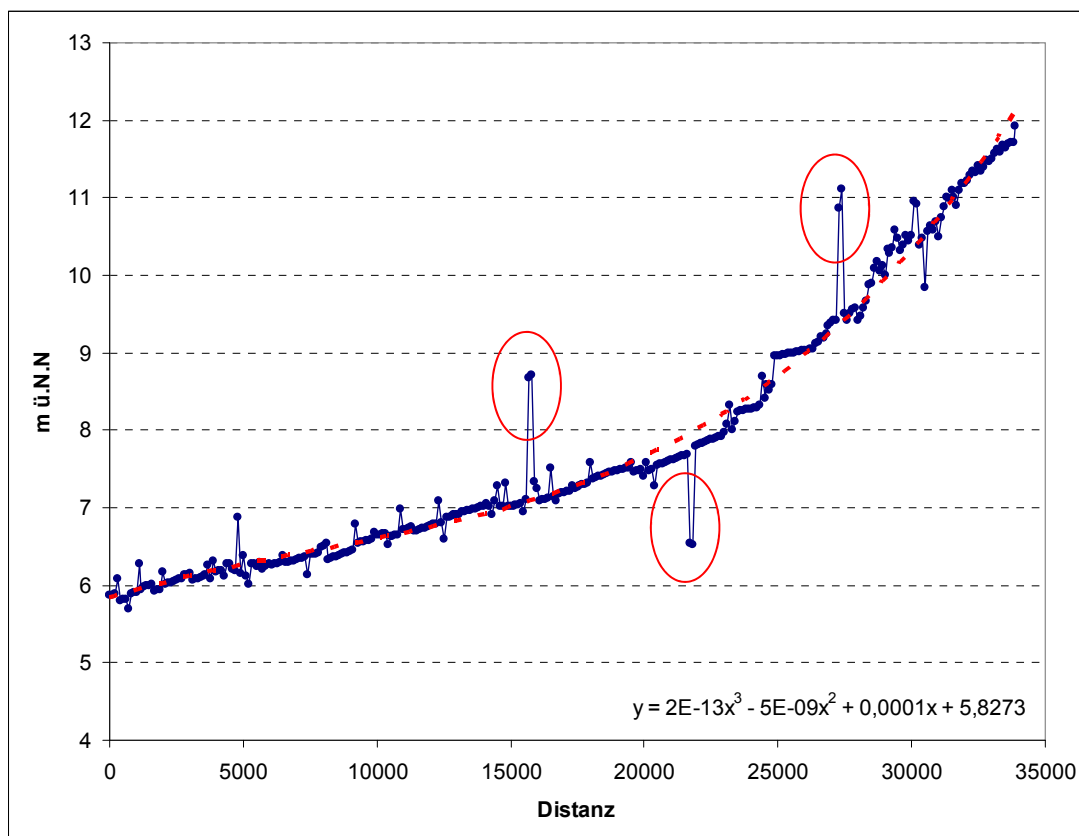


Abbildung 58: Ufer-Höhenprofil zur Korrektur von thematischen Fehlern: “Glättung” über Moving-Window Verfahren oder Funktion zwischen Distanz und Uferhöhe (lineare oder polynomiale Annäherung)

Ableitung der Hochwasserdynamik aus SAR-Daten

Einleitung

Die zunehmende Anzahl an SAR-Systemen im Orbit und deren Aufnahmemöglichkeit unter verschiedenen Modi und Einfallswinkeln unabhängig atmosphärischer Bedingungen ermöglicht stark verbesserte Aufnahmefrequenzen von Hochwassergebieten. Diese multi-temporalen Datensätze können wertvolle Hinweise über Hochwasserdynamik und damit über die Entwicklung von Hochwasserereignissen liefern. In Abbildung 59 wird ersichtlich, wie durch einfache Kombination von SAR-Daten von unterschiedlichen Aufnahmezeitpunkten die Hochwasserdynamik visualisiert werden kann. Die Abbildung zeigt ein RGB-Komposit bestehend aus einem bi-temporalen TerraSAR-X StripMap Amplitudendatensatz vom 08.11.2007 (R) und 02.12.2007 (G) über Tabasco/Mexiko sowie einem Differenzdatensatz (B) dieser beiden Daten. Deutlich ist ein rückschreitendes Hochwasser zu erkennen (hellblaue Flächen). Dunkel erscheinen Gebiete, die zu beiden Zeitpunkten mit Wasser bedeckt waren.

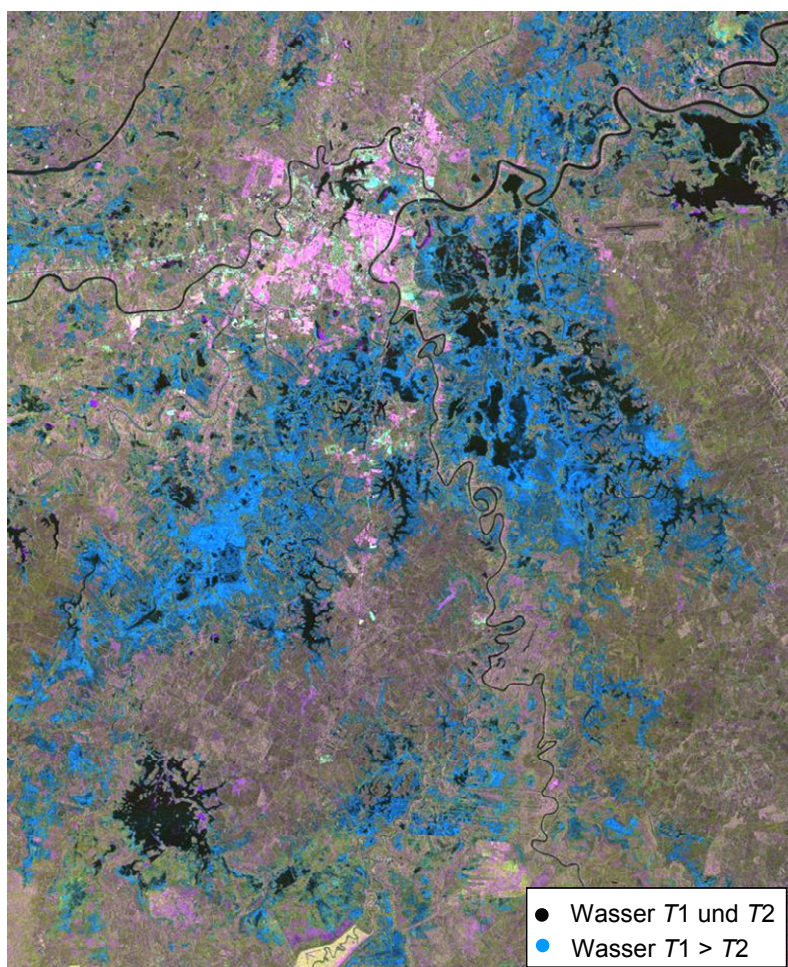


Abbildung 59: Zeitliche Dynamik eines Hochwassers in Mexiko/Tabasco, visualisiert anhand eines TerraSAR-X RGB Komposits (R: Amplitudenbild 08.11.2007, G: Amplitudenbild 02.12.2007, B: Differenzdatensatz der beiden Amplitudendaten).

Im Folgenden werden zwei Methoden der Veränderungsanalyse beschrieben, die zu einer Ableitung der Hochwasserdynamik führen. Die erste Methode beruht auf der automatischen Analyse von Normalisierten Differenzdatensätzen, die zweite Methode auf einem automatischen Postklassifikations-Vergleich zwischen zeitlich benachbarten Amplitudendatensätzen einer Zeitserie (Kapitel 2.4.2.4).

Veränderungsanalyse mittels Normalisierten Differenzdaten

In diesem Kapitel wird die automatische Ableitung der Hochwasserdynamik aus Normalisierten Differenzdaten beschrieben (Martinis et al. 2011). Als Grundlage dienen hierbei ein multi-temporaler TerraSAR-X StripMap Datensatz von Tewkesbury/England mit einer räumlichen Auflösung von 3 m. Die Daten wurden während starker Überflutungen des Flusses Severn im Juli 2007 (Y_{t_1}) sowie ein Jahr später (Y_{t_2}) während Normalpegelbedingungen aufgezeichnet (siehe Abbildung 2a und 2b). Die beiden Daten wurden zunächst radiometrisch auf σ^0 -Werte kalibriert, um den Einfluss der Topographie auf das Radarsignal zu minimieren. Die kalibrierten Daten wurden durch die Berechnung eines Normalized Change Index (NCI) für jedes Pixel ($\sigma_0 > 0$) zu

einem Normalisierten Differenzdatensatz Y (Abbildung 60c) kombiniert und in das 8 Bit Datenformat transformiert:

$$NCI = \left(\left(\sigma_0^{t_2} - \sigma_0^{t_1} \right) / \left(\sigma_0^{t_2} + \sigma_0^{t_1} \right) \right) + 1 \quad (44)$$

Das Histogramm von Y kann als eine Mischung von drei Verteilungen der Klassen „negativ verändert“ (C^-), „unverändert“ (U) und „positiv verändert“ (C^+) aufgefasst werden. Ähnlich der in Kapitel 2.4.2 beschriebenen Hochwasserklassifikationsmethode erfolgt hier die Ableitung der Veränderungen mittels eines hybriden multi-kontextuellen Markov Bildmodells. Die Initialisierung des Modells erfolgt durch ein automatisches Schwellwertverfahren, das die Schwellwerte zwischen den Klassen C^-/U und U/C^+ ableitet. Das Markov Bildmodell integriert sowohl hierarchischen als auch räumlichen Kontext über hierarchische irreguläre Graphen in den Klassifikationsprozess. Da ein kombinierter Differenzdatensatz zur Verfügung steht, entfällt in diesem Fall der bi-direktionale Informationsaustausch zwischen zeitlich benachbarten Amplitudendaten zum Zwecke der temporalen Kontextinformation. In Abbildung 60d ist das Validierungsergebnis einer HMAP-Schätzung mit anschließender nicht-kausaler Markov Modellierung auf einem irregulären Graphen mit acht Skalenniveaus für eine Subszene der gesamten NCI-Daten ersichtlich. Dabei ist der Hauptteil der positiven Veränderungen (C^+) im NCI-Datensatz (helle Bereiche) auf das rückschreitende Hochwasser zwischen den Aufnahmezeitpunkten der Daten zurückzuführen. Durch einen Vergleich mit einer Referenzmaske (Abbildung 61) wird ersichtlich, dass der größte Teil der durch das Hochwasser bedingten Veränderungen im Bilddatensatz auf diese Weise abgeleitet werden konnte. Eine detailliertere Erläuterung der Methodik ist in Martinis et al. (2011) zu finden.

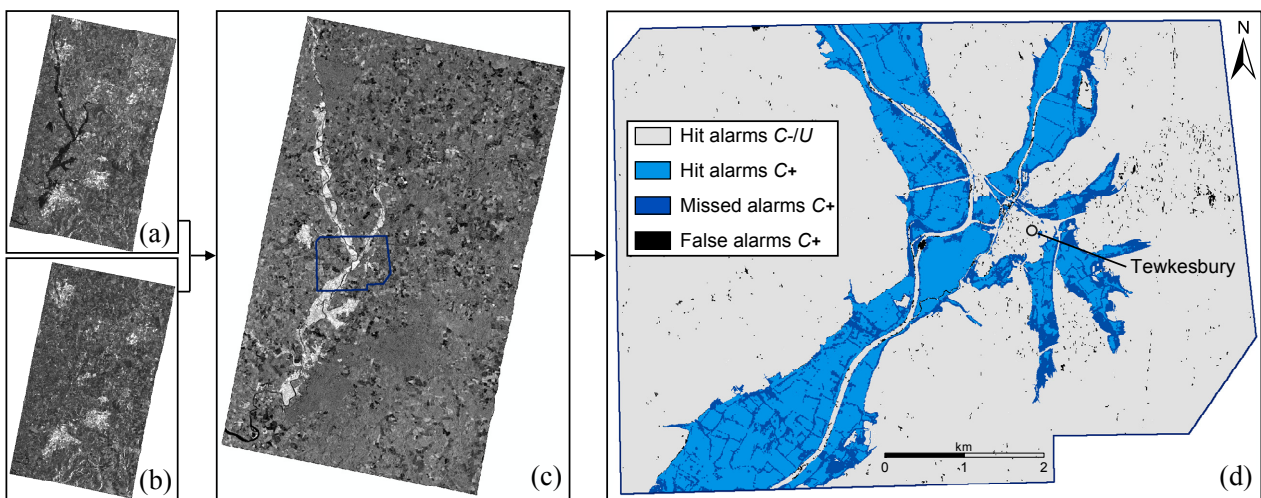


Abbildung 60: a) TerraSAR-X Daten des Flusses Severn am 25.07.2007 und b) 22.07.2008; c) NCI Daten; d) Klassifizierungsergebnis erzielt durch Markov Bildmodellierung (Martinis et al. 2011).

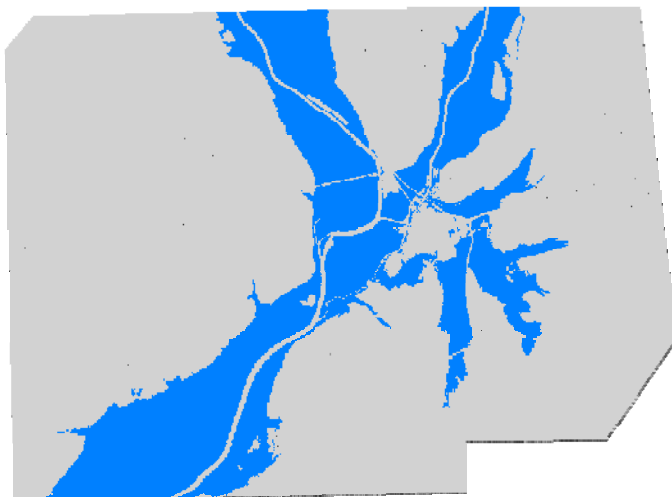


Abbildung 61: Aus optischen Luftbilddaten abgeleitete Validierungsmaske. Die Luftbilddaten wurden während der Überflutungen mit einer Rolle Modular AIC aufgezeichnet (räumliche Auflösung 0.2 m). Graue Bereiche: Referenzflächen für Klasse C- und U; blaue Bereiche: Referenzflächen für Klasse C+.

Veränderungsanalyse mittels Postklassifikations-Vergleich

Die Veränderungsanalyse mittels NCI-Daten ist geeignet um Veränderungen in den Bilddaten zu detektieren. Es können aber teilweise schwer Aussagen über die Klassenübergänge gemacht werden. Dagegen ist es mittels eines Postklassifikations-Vergleichs möglich, eine komplette Matrix der Klassenübergänge zu erhalten. Grundlage ist die unabhängige Klassifizierung von multi-temporalen Datensätzen und der anschließende elementweise Vergleich der Klassifikationsresultate. Die resultierende Veränderungsmatrix ist somit stark von der Qualität der single-temporalen Klassifikationen abgängig. Zur Verbesserung der Klassifikation ist es mittels nicht-kausaler Markov Bildmodellierung möglich, einen bi-direktionalen iterativen Informationsaustausch zwischen zeitlich benachbarten Bilddaten einer Zeitserie durchzuführen, um die Klassifikationsergebnisse der einzelnen Daten durch räumlich-temporale Information der Zeitserie zu verbessern.

In Abbildung 62g ist eine Veränderungsmaske ersichtlich, die aus einem Postklassifikations-Vergleich zwischen zwei TerraSAR-X ScanSAR Szenen der Region Caprivi/Namibia vom 11.04.2009 (T_1 , Abbildung 62a) und 20.04.2010 (T_2 , Abbildung 62b) resultiert. Die Daten wurden durch das in Kapitel 2.4.2 beschriebene automatische Hochwasserklassifikationsverfahren analysiert (Martinis & Twele 2010). Dabei wurden die Daten zunächst separat durch eine HMPM Schätzung initialisiert (Abbildung 62c, 62d). Die zusätzliche Integration von räumlich-temporalen Information erfolgte durch einen bi-direktionalen Austausch zwischen den zwei irregulären planaren Graphen (S^1) der Daten zum Zeitpunkt T_1 und T_2 . Die single-temporalen Resultate sind in Abbildung 62c und 62d dargestellt. In Abbildung 62g wird ersichtlich, dass die meisten

Veränderungen auf eine Überflutung von zum Zeitpunkt T1 trockenen Gebieten (Klasse Land) zurückzuführen sind (blaue Flächen).

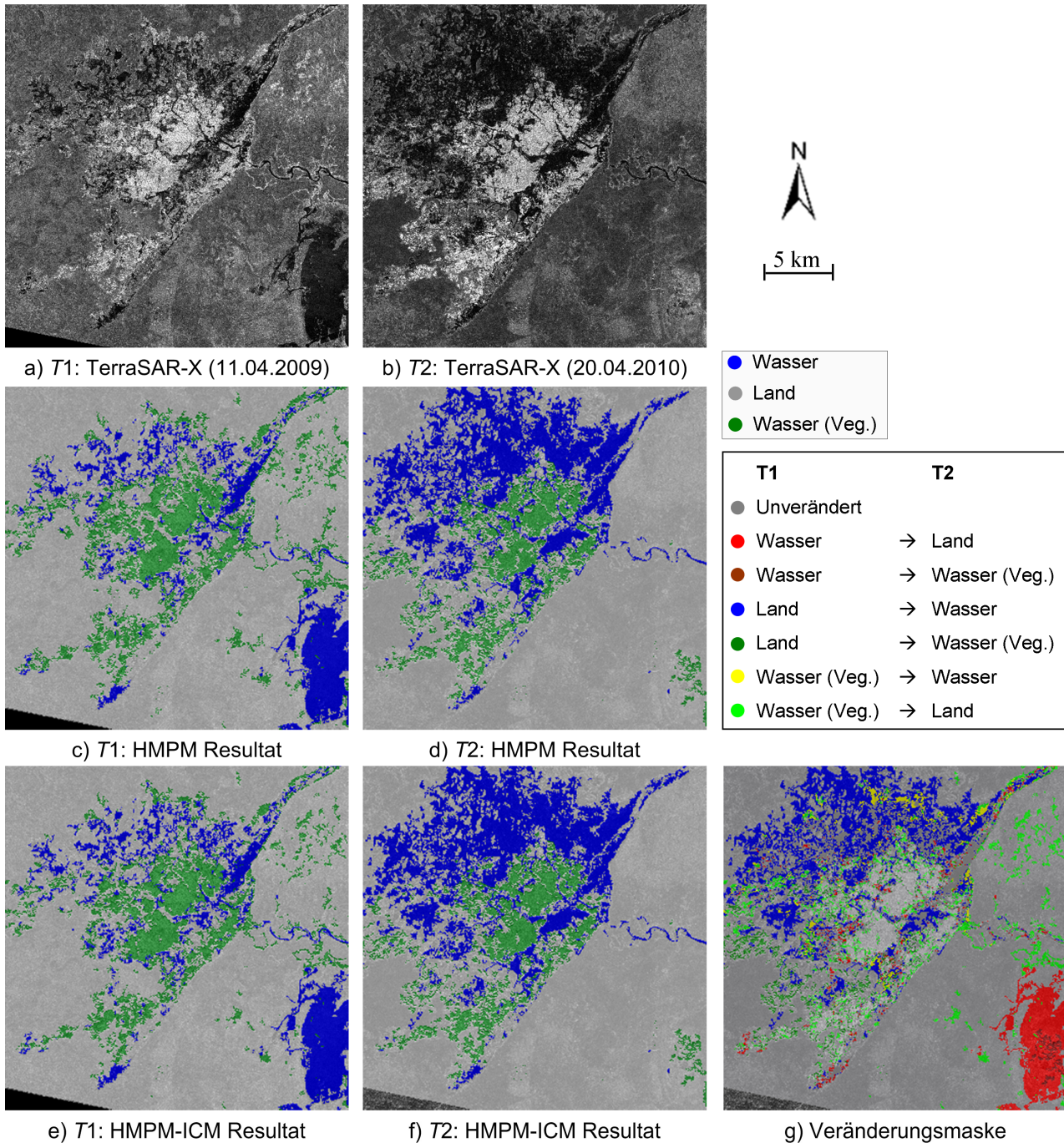


Abbildung 62: TerraSAR-X ScanSAR Daten von Caprivi/Namibia am a) 11.04.2009 (T1) und b) 20.04.2010 (T2); HMPM Resultate (c, d); Klassifikationsresultate durch Integration hierarchischer, räumlicher und temporalen Information über Markov Bildmodellierung (e, f); Veränderungsmaske durch Postklassifikations-Vergleich (g).

Zusammenfassung

In diesem Endbericht wurden zwei Verfahren der automatischen Veränderungsanalyse vorgestellt, mit deren Hilfe Aussagen über die Dynamik von Hochwasser getroffen werden können. Beide Verfahren haben Vor- und Nachteile und müssen deshalb in Abhängigkeit des Hochwasserszenarios ausgewählt werden. Die Anwendung des hybriden Markov Bildmodells auf normalisierte Differenzdaten (NCI-Daten) hat den Vorteil, dass im Gegensatz zum Postklassifikations-Vergleich auch geringe Grauwertunterschiede zwischen den multi-temporalen Daten als Veränderungen detektiert werden können. Allerdings können diese Veränderungen nicht sofort den verursachenden Klassen zugeordnet werden. Dagegen erhält man beim Postklassifikations-Vergleich eine komplette Matrix an Klassenübergängen. Die Prozessierung auf normalisierten Differenzdaten hat den Vorteil, dass die Anwendung nur auf einem kombinierten Datensatz angewendet werden muss. Daraus resultiert eine starke Reduzierung des Rechenaufwandes gegenüber dem Postklassifikations-Vergleich, der durch eine getrennte Prozessierung zweier zeitlich benachbarter Daten charakterisiert ist.

2.5.2 Visualisierung von Überflutungsflächen, Überstauungszeiträumen und Wahrscheinlichkeiten

Die Ableitung hydrologisch relevanter Parameter aus Satellitendaten stellt eine wichtige planerische Grundlage für die Hochwasserlagebeurteilung, das Krisen- und Katastrophenmanagement sowie den Wiederaufbau dar.

Ziel dieses Kapitels war die Verbesserung und Entwicklung von Visualisierungsmethoden, die es erlauben, komplexe Kartierungs- und Analyseergebnisse anschaulich, für den Laien verständlich sowie intuitiv lesbar darzustellen.

Im Folgenden werden unterschiedliche Möglichkeiten der Visualisierung von Überflutungsflächen, Überstauungszeiträumen und Überflutungswahrscheinlichkeiten vorgestellt.

Überflutungsflächen

Die aus den SAR-Daten abgeleiteten Wasserflächen können erst durch die Verschneidung von Wasserflächen des Normalpegels als Überflutungsgebiete ausgewiesen werden. Dabei können die Wasserflächen zu den Bedingungen des Normalpegels zumeist aus Prä-Desaster Fernerkundungsdaten abgeleitet werden, die nahezu weltweit, vorwiegend in Form von optischen, aber zunehmend auch als Radar Satellitendaten zur Verfügung stehen.

In Abbildung 63 ist beispielsweise die Kartierung einer Überflutung in Tabasco/Mexiko dargestellt, die nach heftigen Regenfällen durch die Ausuferung des Flusses Usumacinta im November 2007 erfolgte. Die Wasserflächen während der Überschwemmungen wurden aus TerraSAR-X Daten abgeleitet. Durch die Verschneidung von Wasserflächen des Normalpegels (Abbildung 63, dunkelblaue Flächen), die aus optischen Daten des Satelliten Landsat-7 ETM+ abgeleitet wurden, konnte eine explizite Ausweisung von überfluteten Flächen (Abbildung 63, hellblaue Flächen), erfolgen.

In Abbildung 64 ist eine Lagekarte zu Überflutungen in Brasilien im Mai 2009 dargestellt. Die aus Envisat ASAR Daten abgeleiteten Wasserflächen sind dem mittels Landsat ETM+ Prä-Desaster Daten kartierten Normalwasserpegel überlagert. Des Weiteren wurde die zusätzliche Klasse „Wetlands“ ausgewiesen. Diese beinhalten Flächen, die zum Akquisitionszeitpunkt der Landsat-Daten von Wasser bedeckt waren und auf den TerraSAR-X Daten einen erhöhten Feuchtigkeitswert aufwiesen, jedoch nicht vollständig von Wasser bedeckt waren.

Da SAR-Bilddaten von Laien aufgrund der komplexen Aufnahmecharakteristika nur schwer interpretiert werden können, werden die in einer Karte darzustellenden Informationsebenen gewöhnlich über optische, im RGB Farbraum dargestellte Bilddaten gelegt (siehe Abbildung 63).

Diese sind intuitiv interpretierbar, da sie dem gewohnten visuellen Einsdruck eines Menschen entsprechen.

Auch ist es möglich durch Verwendung von farbcodierten digitalen Geländemodellen als Hintergrundbild einen räumlichen Eindruck zu erhalten (siehe Abbildung 64).

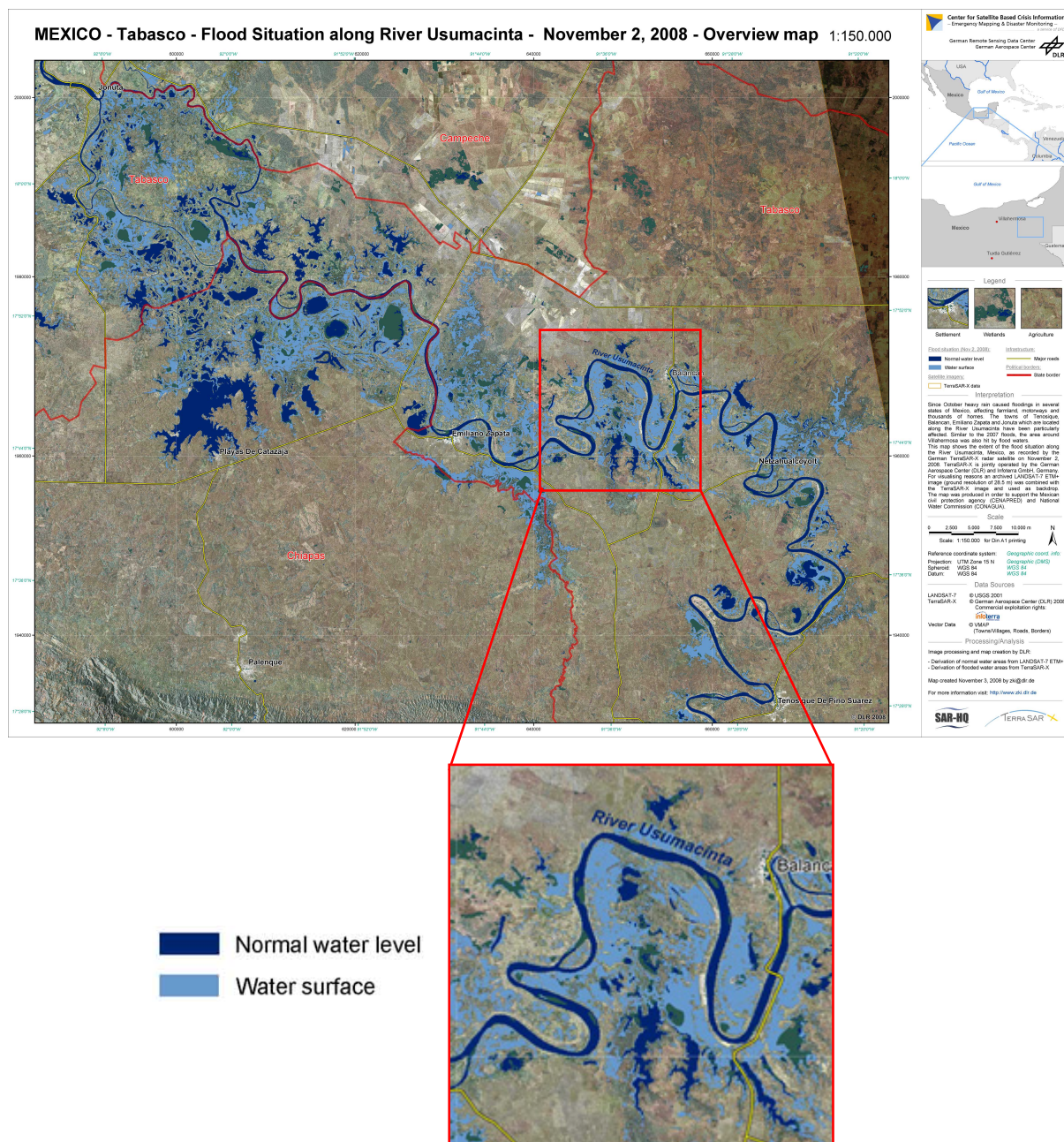


Abbildung 63: Kartierung einer Überschwemmung in Tabasco/Mexiko im November 2007.

Die Lagekarten werden meist in den Dateitypen JPEG, TIFF und PDF den Nutzern bereitgestellt. Für eine direkte geographische Verortung können diese Formate auch geographisch referenziert werden (Worldfiles bzw. JGWs bei JPEG, GeoTIFF und GeoPDF). Zur einfachen Visualisierung wird auch oft eine Ausgabe im KML bzw. KMZ-Format als hilfreich angesehen, um Lagekarten korrekt verortet in Google Earth darstellen zu können. Visualisierungen von Lagekarten in Google Earth zu Überflutungsereignissen in Brasilien 2009 und Deutschland 2011 sind in Abbildung 65 und 66 ersichtlich.

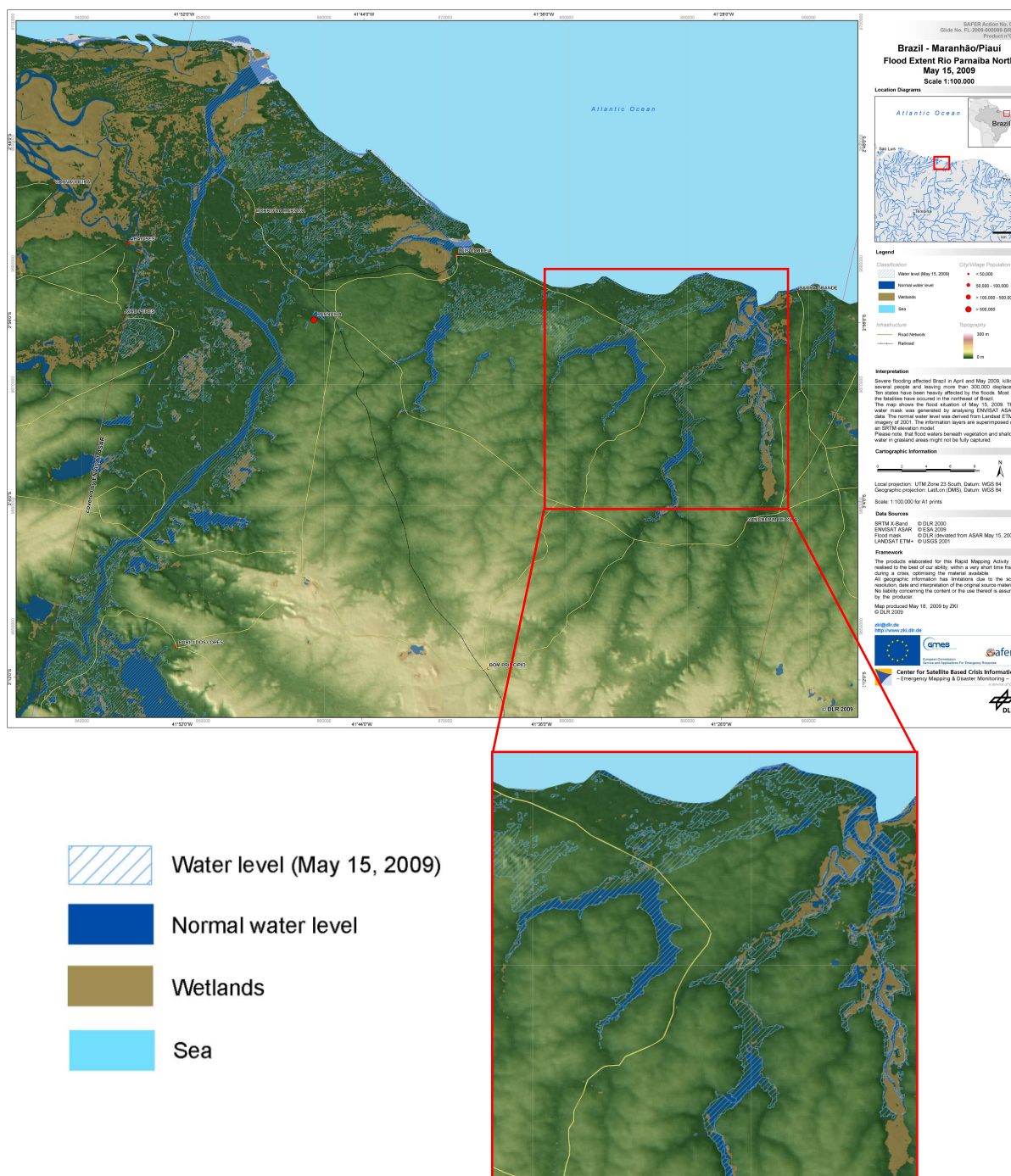


Abbildung 64: Kartierung einer Überschwemmung in Brasilien im Jahre 2009.

Die Lagekarten werden üblicherweise im Bildformat DIN A1 produziert. Einzelne Nutzer wünschen stattdessen oder ergänzend eine Kartendarstellung in DIN A3. In Einzelfällen ist eine Kachelung größerer Lagekarten auf DIN A4 Format erwünscht. Zum Teil ist es dabei auch erforderlich, die Kartendarstellung so anzupassen, dass sie auch auf einem Graustufenausdruck einwandfrei lesbar bleibt.

In bestimmten Fällen können Lagekarten durch sogenannte Informationsdossiers ergänzt oder ersetzt werden. Die Dossiers stellen die wichtigsten Informationen aus der Satellitendatenanalyse sowohl in einfachen bildlichen Darstellungen sowie in textlich aufbereiteter Form zusammen und können so als Grundlage für Lagebesprechungen bzw. die Einsatzplanung dienen.

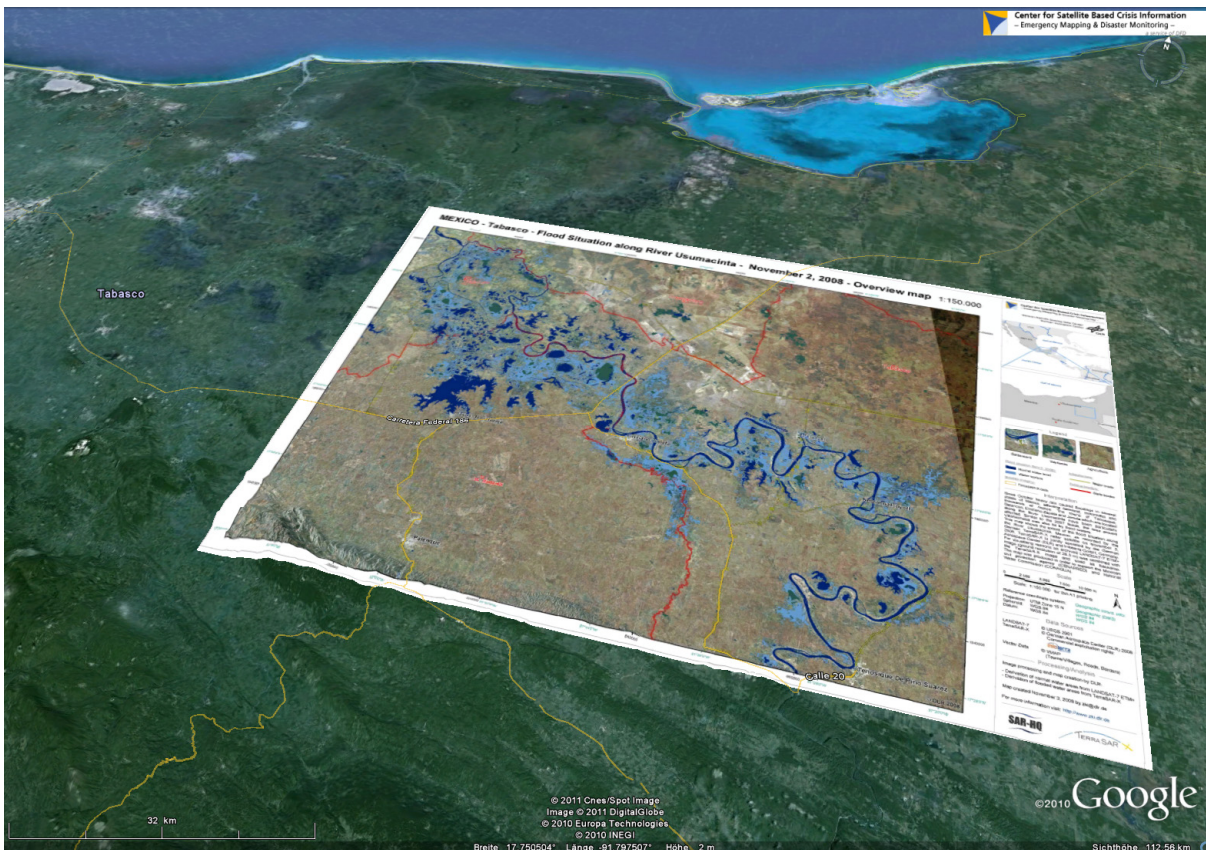


Abbildung 65: Integration der Lagekarten einer Kartierung in Brasilien im Jahr 2009 als KMZ-Datei in Google Earth.

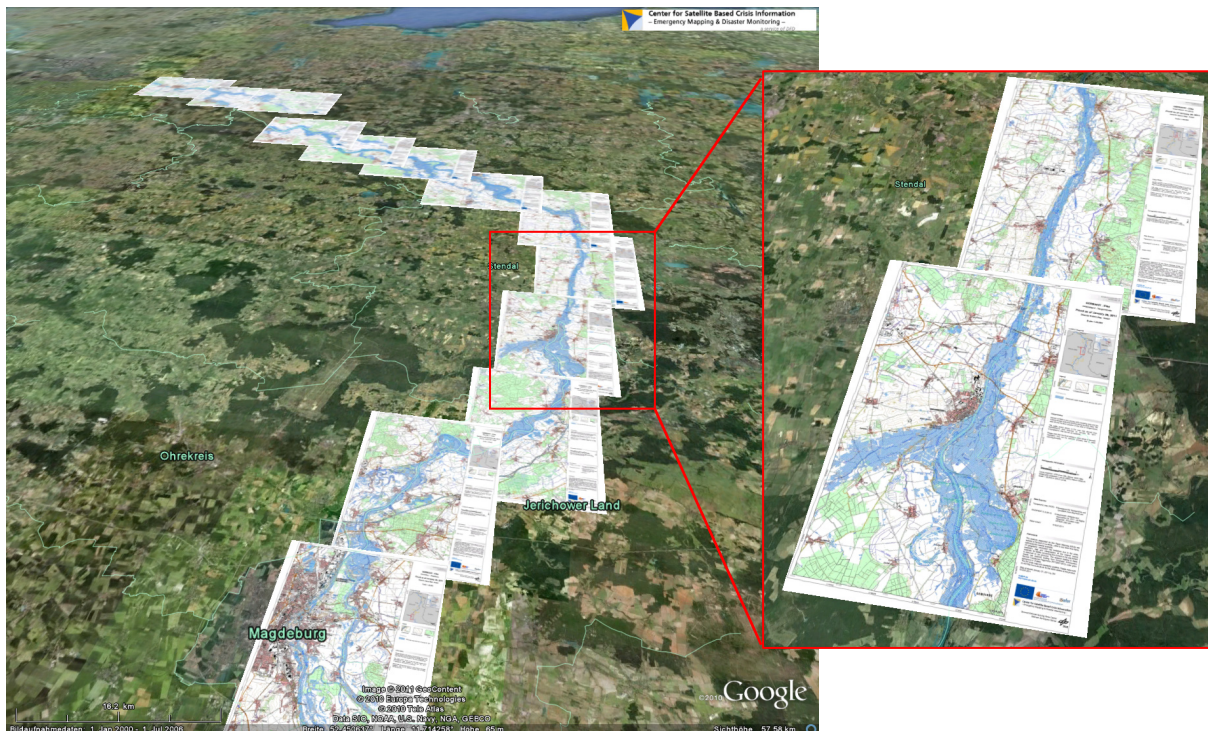


Abbildung 66: Integration der Lagekarten einer Kartierung in Deutschland im Jahr 2011 als KMZ-Datei in Google Earth.

Überstauungszeiträume

Eine wichtige Information für die Nutzer ist die Entwicklung eines Hochwasserereignisses. So kann die flächenhafte Ableitung der Überflutungsgebiete zu mehreren Zeitpunkten Aussagen über die Zunahme oder das Rückschreiten des Hochwassers geben und somit eine Entscheidungsunterstützung für das Krisenmanagement liefern. Hierbei existieren unterschiedliche Möglichkeiten der Visualisierung.

In Abbildung 67 ist die Kartierung einer großflächigen Überschwemmung in Namibia im Jahre 2009 ersichtlich. Dargestellt ist zum einen das Hochwasserausmaß am 20. Februar 2009, das aus TerraSAR-X Daten abgeleitet wurde (dunkelblaue Flächen). Durch die Überlagerung der aus Radarsat-2 Daten vom 06. März 2009 abgeleiteten Hochwasserflächen in schraffierter Form kann deutlich auf ein rückschreitendes Hochwasser geschlossen werden. Dunkelblaue Flächen, die mit hellblauer Schraffur überlagert sind, weisen auf eine Überschwemmungsdauer von mindestens 14 Tagen hin, unter der Annahme, dass die Flächen innerhalb dieses Zeitraumes nicht mehr durch ein Rückschreiten und nochmaliges Fortschreiten der Fluten betroffen waren. Zur besseren Interpretierbarkeit sind die Wassermasken einem Mosaik aus optischen Landsat ETM+ Szenen aus dem Jahr 2000 überlagert. Da zu den Zeitpunkten der Aufnahme der Landsat Daten keine Wasserflächen vorhanden waren, entfiel die zusätzliche Ausweisung des Normalwasserpegels.

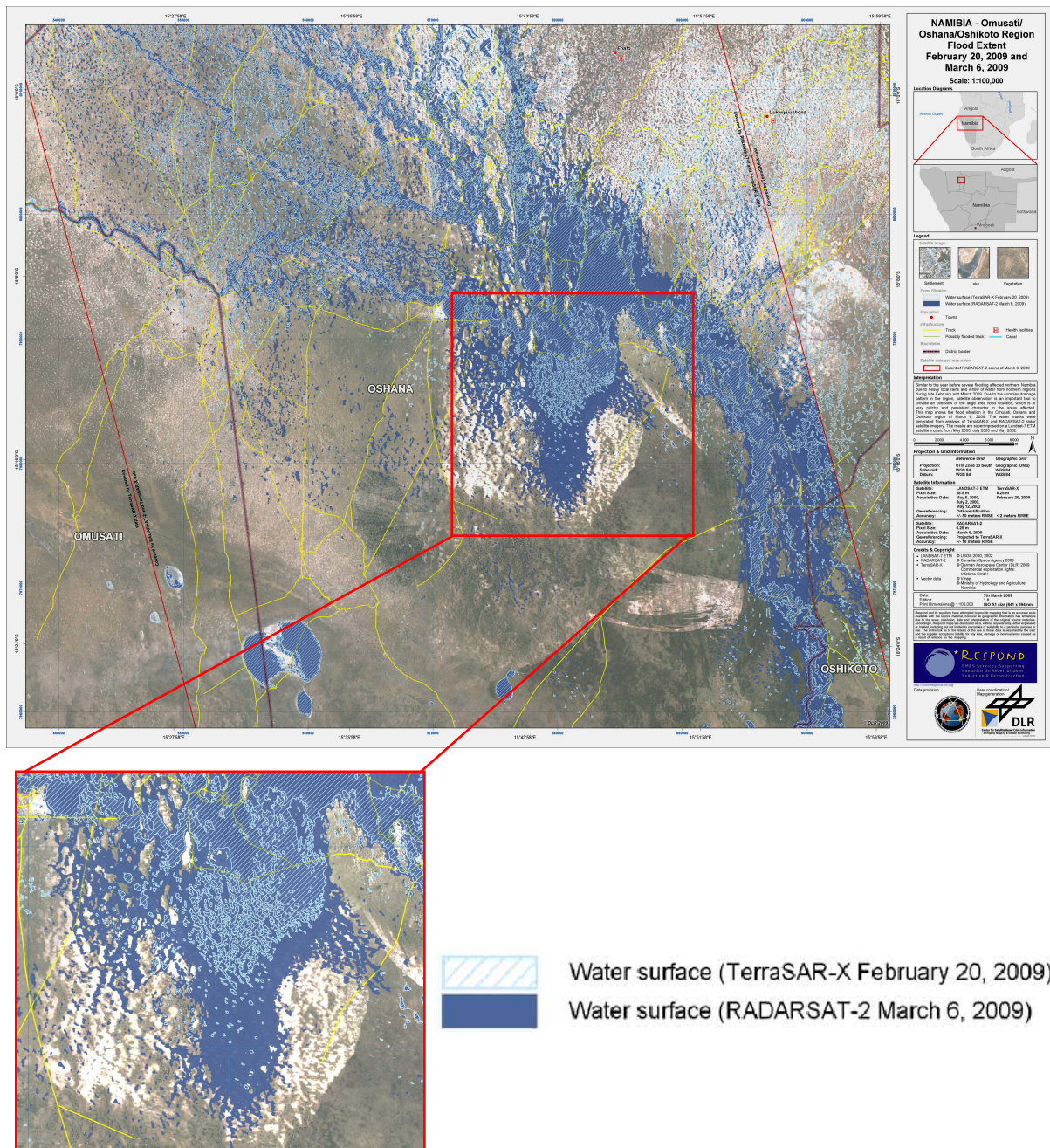


Abbildung 67: Kartierung der Überschwemmungsdynamik in Namibia im Jahr 2009.

Abbildung 68 zeigt die Überschwemmungsdynamik auf Haiti im Jahr 2008 nach den Hurricanes Hannah (03.09.2008) und Ike (08.09.2008). TerraSAR-X Daten, aufgezeichnet kurz nach dem Durchzug der Wirbelstürme am 06.09.2008 und 12.09.2008, wurden mit TerraSAR-X Daten verglichen, die die Situation des Normalpegels am 10.06.2008 veranschaulichen. Aufgrund der drei zu analysierenden Satellitendaten ergibt sich eine erhöhte Anzahl der darzustellenden Klassen. In dunkelblau sind die Wasserflächen dargestellt, die zu allen Zeitpunkten von Wasser bedeckt sind und somit permanente Wasserkörper darstellen. Dagegen weisen hellblaue und hellgrüne Flächen Überschwemmungsflächen auf, die auf den Daten vom 06.09.2008 detektiert

wurden und somit durch Wirbelsturm Hannah verursacht wurden. Hellgrüne Flächen zeigen jedoch zusätzlich das Rückschreiten der Überflutung zwischen dem 06.09.2008 und 12.09.2008. Eine zusätzliche Klasse (braune Flächen) zeigt Feuchtgebiete und episodische Wasserkörper, die nur zum 10.06.2008 existierten.

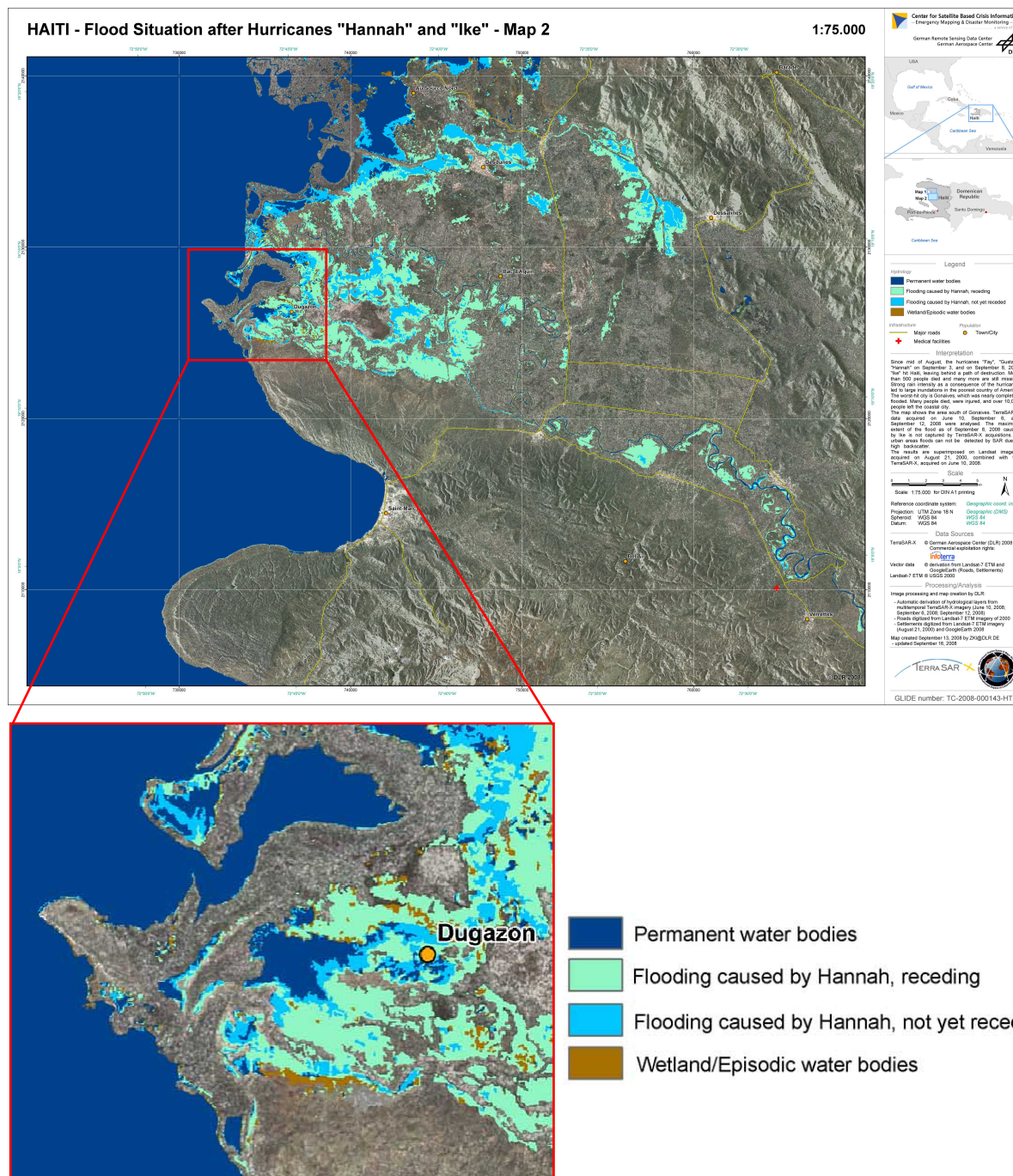


Abbildung 68: Kartierung der Überschwemmungsdynamik auf Haiti im Jahr 2008.

Überflutungswahrscheinlichkeiten

Als zusätzliches Produkt kann neben den Wassermasken, die das Ausmaß der Überschwemmung zeigen, eine Hochwasserwahrscheinlichkeitsmaske ausgegeben werden. In Abbildung 69 ist die Kartierung einer Überschwemmung in England aus dem Jahr 2007 dargestellt. Der Detailausschnitt zeigt eine Hochwasserwahrscheinlichkeitsmaske, die neben der normalen Wassermaske als zusätzliches Produkt ausgegeben werden kann. Die Wahrscheinlichkeitsmaske beschreibt den Grad der Genauigkeit des Klassifizierungsergebnisses jedes einzelnen Bildelements und kann somit als nützliches Werkzeug für das Krisenmanagement, aber auch für die Evaluierung von hydrodynamischen Modellen dienen. Für die Einteilung der Radarrückstreuwerte in fünf Hochwasserwahrscheinlichkeitsklassen wurde ein automatisches Schwellwertverfahren mit einem Fuzzy Region Growing Verfahren kombiniert. Mehr Details zur Abschätzung der Überflutungswahrscheinlichkeit sind in Kapitel 2.4.3.2 zu finden.

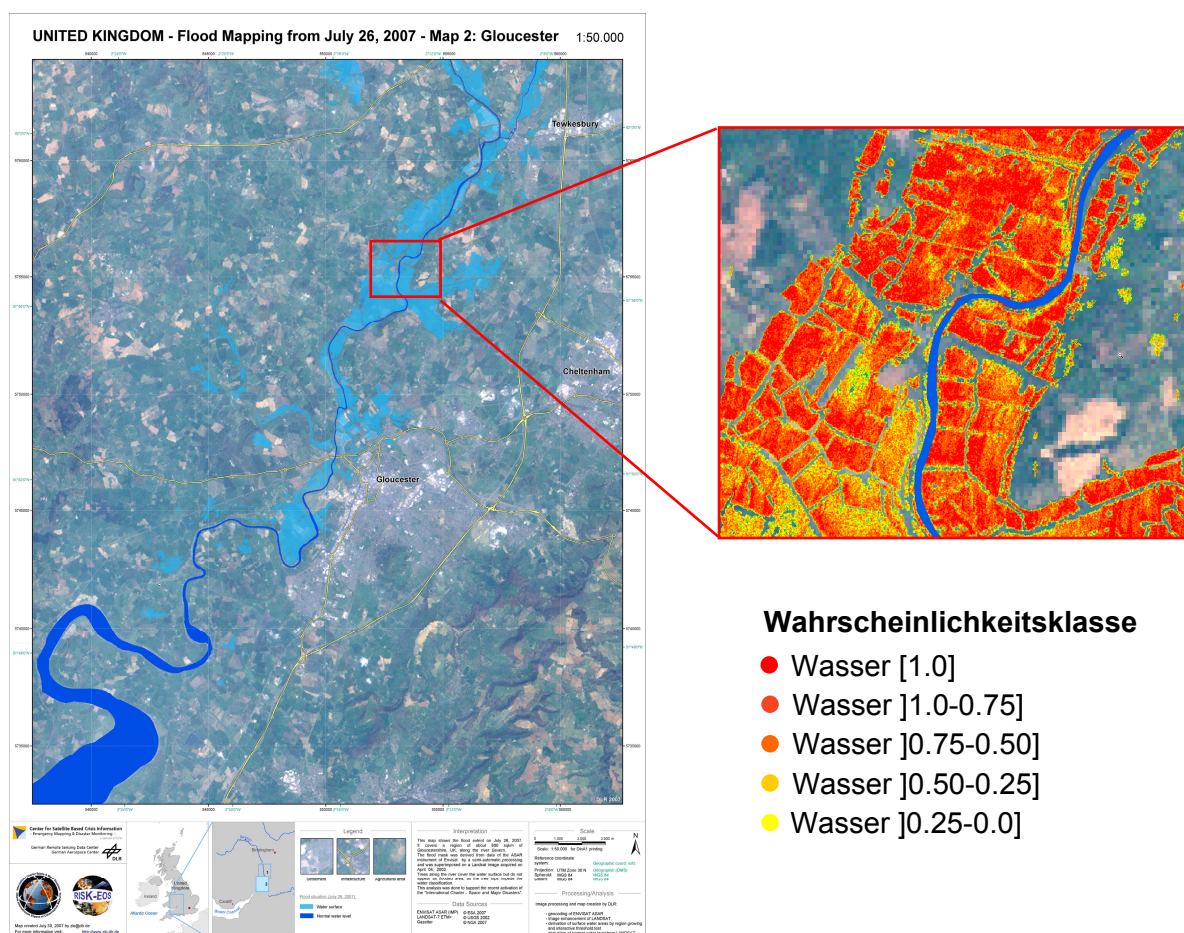


Abbildung 69: Kartierung der Überschwemmungsdynamik in England 2007 sowie Darstellung der Kartierung in fünf Wahrscheinlichkeitsklassen.

2.6 *Bekannt gewordene Fortschritte Dritter*

Während der Projektlaufzeit wurde durch die Teilnahme an Konferenzen, sowie im Rahmen der Doktorarbeiten und Publikationen ein reger Austausch mit diversen Forschungseinrichtungen gepflegt. Diese Erfahrungen mündeten u.a. in die einzelnen Arbeitspakete und Promotionsarbeiten bzw. die entsprechenden methodischen Entwicklungen.

Bezüglich der Methodenentwicklung gab es während der Projektlaufzeit vor allem an der Universität Reading und Bristol, Großbritannien, Forschungsvorhaben, welche sich intensiv mit dem Bereich der radargestützten Hochwasserdetektion auseinandergesetzt haben (z.B. Mason et al. 2007 & 2010, Schumann et al. 2009).

So wurde in Mason et al. (2007) ein von Horritt et al. (1999) implementierter Snake Algorithmus weiterentwickelt, um mittels einer manuell initialisierten Kontur die Land/Wassergrenze nicht nur anhand der SAR-Daten, sondern zusätzlich auch anhand von LIDAR Daten zu detektieren.

In Mason et al. 2010 erfolgte zudem die Entwicklung einer überwachten Methode zur Ableitung von Hochwasserflächen in urbanen Gebieten. Diese verwendet einen am DLR entwickelten SAR end-to-end simulator (SETES), mit dessen Hilfe zunächst Flächen anhand eines digitalen Oberflächenmodelles extrahiert werden, auf denen entsprechend der SAR Akquisitionsparameter und Radar-Aufnahmegeometrie kein stehendes Wasser in Stadtgebieten detektiert werden kann. Anhand der Radarrückstreucharakteristika der SAR-Daten sowie anhand von Geländeinformation werden schließlich urbane Hochwassergebiete mit einem pixel-basierten Region Growing Verfahren abgeleitet. Es wird erwartet, dass entsprechend der innerhalb von SAR-HQ erzielten Ergebnisse zukünftig auch in den eben zitierten Arbeitsgruppen vorwiegend segment-basierte Klassifikationsverfahren eingesetzt werden, um den Anforderungen hochauflösender SAR-Daten gerecht zu werden.

In Schumann et al. 2009 wurden erstmals Multialgorithm Ensembles zur Ableitung von Überflutungswahrscheinlichkeiten verwendet. Dabei werden unterschiedliche Klassifikationsverfahren kombiniert, um die Klassifikationswahrscheinlichkeit einzelner Bildelemente zu erhalten.

Auch im Bereich der fernerkundungsgestützten Ableitung von Überflutungstiefen gab es während der Projektlaufzeit Fortschritte, die teilweise auch Eingang in die Methodenentwicklung von SAR-HQ fanden. Hierbei sind vor allem die Arbeiten von Matgen et al. (2007) und Schumann et al. (2007) zu nennen.

Darüber hinaus fanden nach aktuellen Informationen international keine weiteren nennenswerten Forschungsaktivitäten zum Gesamtproblem statt.

2.7 *Erfolgte und geplante Veröffentlichungen*

Zeitschriften (peer-review):

- Martinis, S., Twele, A. & Voigt, S., 2011: Unsupervised extraction of flood-induced backscatter changes in SAR data using Markov image modeling on irregular graphs, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49 (1), 251-263.
- Martinis, S., Twele, A., 2010: A Hierarchical Spatio-Temporal Markov Model for Improved Flood Mapping Using Multi-Temporal X-Band SAR Data. *Remote Sensing*, 2 (9).
- Martinis, S., Twele, A. & Voigt, S., 2009: Towards operational near real-time flood detection using a split-based automatic thresholding procedure on high resolution TerraSAR-X data. *Natural Hazards and Earth System Sciences (NHESS)*, 9, 303-314.
- Zwenzner, H. & Voigt, S., 2008: Improved estimation of flood parameters by combining space based SAR data with very high resolution digital elevation data. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions (HESSD)*, 5, pp. 2951-2973.

Buchkapitel/Monographien

- Martinis, 2010: Automatic near real-time flood detection in high resolution X-band synthetic aperture radar satellite data using context-based classification on irregular graphs. – PhD thesis, Ludwig-Maximilians-University Munich, Munich, Germany, submitted.
- Hahmann, T., Twele, A., Martinis, S., Buchroithner, M., 2010: Strategies for the automatic extraction of water bodies from TerraSAR-X / TanDEM-X data. In: *Geoinformation and Cartography for early warning and crisis response*. Springer-Verlag, pp. 129-141, ISBN: 978-3-642-03441-1.
- Petersen, Georg, 2009: *Managing Extreme Flood Events - Analysing, forecasting, warning, protection and informing*. - IHP/HWRP, digital, pp. 60-66.

Konferenzbeiträge und Präsentationen:

- Martinis, S. & Twele, A.: Automatic detection of inundation-related change areas in TerraSAR-X data using Markov image modeling on irregular graphs, *Geophysical Research Abstracts*, EGU General Assembly 2010, Wien, Austria.
- Hahmann, T. & Wessel, B., 2010: Surface Water Body Detection in High-Resolution TerraSAR-X Data using Active Contour Models, In: *8th European Conference on Synthetic Aperture Radar (EUSAR)*, Aachen (Germany), 2010-06-07 - 2010-06-10
- Hahmann, T., Martinis, S., Twele, A. & Buchroithner, M., 2009: Strategies for the automatic mapping of flooded areas and other water bodies from high resolution TerraSAR-X data. In: Konecny, Milan; Zlatanova, Sisi; Bandrova, Temenoujka; Friedmannova, Lucie [Hrsg.]: *Cartography and Geoinformatics for Early Warning and Emergency Management: Towards Better Solutions*, Masaryk University, Brno, S. 207 - 214, Joint Symposium of ICA Working Group on CEWaCM and JBGIS Gi4DM "Cartography and Geoinformatics for Early Warning and Emergency Management: Towards Better Solutions", Prague, Czech Republic, 2009-01-19 - 2009-01-22, ISBN 978-80-210-4796-9
- Voigt, S.; Martinis, S., Zwenzner, H., Hahmann, T., Twele, A. & Schneiderhan, Tobias; 2008: Extraction of Flood Masks Using Satellite Based Very High Resolution SAR Data for Flood Management and Modeling. In: Simonovic, Slobodan; Gourget, Paul; Blanchard, Stephen [Hrsg.]: *Proceedings of the 4th International Symposium on Flood Defence, Managing Flood Risk, Reliability & Vulnerability*, Toronto, Canada, 2008-05-06 - 2008-05-08

- Voigt, S., Schneiderhan, T., Zwenzner, H., Gähler, M. & Twele, A., 2008: Improving operational Flood Assessment - Where Satellites make the Difference. In: EGU [Hrsg.]: Geophysical Research Abstracts, EGU General Assembly 2008, Wien, Austria, 2008-04-19 - 2008-04-24, ISSN 1029-7006
- Hahmann, T., Martinis, S., Twele, A., Roth, A. & Buchroithner, M., 2008: Extraction of water and flood areas from SAR data. In: ITG/VDE [Hrsg.]: 7th European Conference on Synthetic Aperture Radar (EUSAR), VDE VERLAG GMBH, S. 177 - 180, 7th European Conference on Synthetic Aperture Radar (EUSAR), Friedrichshafen (Germany), 2008-06-02 - 2008-06-05, ISBN 978-3-8007-3084-1
- Wessel, B., Marschalk, U., Gruber, A., Huber, M., Hahmann, T., Roth, A. & Habermeyer, M., 2008: Design of the DEM Mosaicking and Calibration Processor for TanDEM-X. In: ITG/VDE [Hrsg.]: Proceedings of the 7th European Conference on Synthetic Aperture Radar 2008, VDE, S. 111 - 114, European Conference on Synthetic Aperture Radar (EUSAR), Friedrichshafen, Deutschland, 2008-06-02 - 2008-06-05]
- Hahmann, T., Roth, A., Martinis, S., Twele, A. & Gruber, A., 2008: Automatic Extraction of Water Bodies from TerraSAR-X Data. In: IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) 2008, Boston (USA), 2008-07-06 - 2008-07-11
- Rücker, G., Wessel, B., Marschalk, U., Hahmann, T., Schmidt, M., Roth, A. & Mehl, H., 2008: Earth Observation Technology Supporting Glacier and GLOF Monitoring in Central Asia. Glacial Lake Outburst Floods (GLOFs) in Central Asia Workshop, Bishkek, Kyrgyzstan, 2008-05-20 - 2008-05-21]
- Posterpräsentation beim 3. TerraSAR-X Science Team Meeting 25.-26.11.2008, DLR Oberpfaffenhofen, Hahmann, T., Martinis, S. & Twele, A., 2008: Automated mapping of surface water and flood extent from TerraSAR-X.
- Posterpräsentation beim 4. TerraSAR-X Science Team Meeting 14.-16.02.2011, DLR Oberpfaffenhofen, Martinis, S. & Twele, A.: Unsupervised flood detection in X-band SAR data using multi-contextual Markov image modelling on irregular graphs.

LITERATURVERZEICHNIS

- Ahtonen, P., Euro, M., Hallikainen, M., Solbø, S., Johansen, B. & Solheim, I., 2004: SAR and optical based algorithms for estimation of water bodies. – Technical Report, FloodMan Project, Helsinki University of Technology, Helsinki, Finland.
- Anys, H., Bannari, A., He, D. C. & Morin, D., 1994: Texture analysis for the mapping of urban areas using airborne MEIS-II images. – Proceedings of the 1st International Remote Sensing Conference and Exhibition, Strasbourg, France, 231–245.
- Arzandeh, S. & Wang, J. F., 2002: Texture evaluation of RADARSAT imagery for wetland mapping. – Canadian Journal of Remote Sensing, 28: 653–666.
- Baade, J. & Schmullius, C., 2010: High-Resolution Mapping of Fluvial Landform Change in Arid Environments using TerraSAR-X Images. – Conference Proceedings of IGARSS 2010, Hawaii.
- Baatz, M. & Schäpe, A., 1999: Object-oriented and multi-scale image analysis in semantic networks. – Proceedings of the 2nd International Symposium on Operationalization of Remote Sensing, Enschede, Netherlands.
- Ball, J. E. & Bruce, L. M., 2007: Level set hyperspectral image classification using best band analysis. – IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 45 (10): 3022–3027.
- Baum, L., Petrie, T., Soules, G. & Weiss, N., 1970: A maximization technique occurring in the statistical analysis of probabilistic functions of Markov chains. – Annals of Mathematical Statistics, 41 (1): 164–171.
- Bazi, Y., Bruzzone, L. & Melgani, F., 2005: An unsupervised approach based on the generalized Gaussian model to automatic change detection in multitemporal SAR images. – IEEE Transactions on Geoscience and Remote, 43 (4): 874–887.
- Bazi, Y., Bruzzone, L. & Melgani, F., 2007: Image thresholding based on the EM algorithm and the generalized Gaussian distribution. – Pattern Recognition, 40 (2): 619–634.
- Benz, U., Hofmann, P., Wilhauck, G., Lingenfelder, I. & Heynen, M., 2004: Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. – ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 58 (3/4): 239–258.
- Besag, J. 1974: Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems. – Journal of the Royal Statistical Society: Series B, 36: 192–236.
- Besag, J. 1986: On the statistical analysis of dirty pictures. – Journal of the Royal Statistical Society: Series B, 48: 259–302.
- Blaschke, T. & Strobl, J., 2001: What's wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS. – GIS - Zeitschrift für Geoinformationssysteme, 6: 12–17.
- Bouman, C. & Shapiro, M., 1994: A multiscale image model for Bayesian image segmentation. – IEEE Transactions on Image Processing, 3 (2): 162–177.
- Bovolo, F. & Bruzzone, L., 2007: A split-based approach to unsupervised change detection in large-size multitemporal images: Application to tsunami-damage assessment. – IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 45 (8): 1658–1669.
- Brivio, P. A., Colombo, R., Maggi, M. & Tomasoni, R., 2002: Integration of remote sensing data and GIS for accurate mapping of flooded areas. – International Journal of Remote Sensing, 23 (3): 429–441.
- Bruzzone, L. & Prieto, D. F., 2000: Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection. – IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 38 (3): 1171–1182.
- Bruzzone, L., Prieto, D. F. & Serpico, S. B., 1999: A neural-statistical approach to multitemporal and multisource remote-sensing image classification. – IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 37 (3): 1350–1359.

- Bruzzzone, L. & Serpico, S. B., 1997: An iterative technique for the detection of land-cover transitions in multispectral remote sensing images. – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35 (4): 858–867.
- Burkert, F., 2009: Schnelle Bildsegmentierung mit der Level Set Methode. – Diplomarbeit Technische Universität München.
- Carincotte, C., Derrode, S. & Bourennane, S., 2006: Unsupervised change detection on SAR images using fuzzy hidden Markov chains. – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44 (2): 432–441.
- Carleer, A. P., Debeir, O. & Wolff, E., 2005: Assessment of very high spatial resolution satellite image segmentations. – *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 71 (11): 1285–1294.
- Chan, T. F. & Vese, L. A., 2001: Active contours without edges. – *IEEE Transactions on Image Processing*, 10: 266–277.
- Chen, P., Liew, S. C. & Lim, H., 1999: Flood detection using multitemporal RADARSAT and ERS SAR data. – *Proceedings of the 20th Asian Conference of Remote Sensing*, Hong Kong, China, 1185–1189.
- Cheng, H. & Bouman, C., 2001: Multiscale Bayesian segmentation using a trainable context model. – *IEEE Transactions on Image Processing*, 10 (4): 511–525.
- Clark, L. A. & Pregibon, D., 1993: Tree-based models. – In Chambers, J. M. & Hastie, T. J. (eds.): *Statistical Models in S*, Chapman and Hall, New York, USA.
- Collet, C. & Murtagh, F., 2004: Multiband segmentation based on a hierarchical Markov model. – *Pattern Recognition*, 37 (12): 2337–2347.
- Danklmayer, A., Döring, B., Schwerdt, M., Chandra, M., 2009: Assessment of Atmospheric Propagation Effects in SAR Images. – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47 (10): 3507–3518.
- Definiens AG, 2009: eCognition Developer 8 User Guide, Munich, Germany.
- De Roo, A., Van der Knijff, J., Horritt, M. S., Schmuck, G., De Jong, S., 1999: Assessing flood damages of the 1997 Oder flood and the 1995 Meuse flood. – *Proceedings of the 2nd International Symposium on Operationalisation of Remote Sensing*, Enschede, The Netherlands.
- Dellepiane, S., Monni, S., Bo G. & Buck, C., 2000: SAR images and interferometric coherence for flood monitoring. – *Proceedings of the IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Honolulu, Hawaii, USA, 2608–2610.
- Dellepiane, S., De Laurentiis, R. & Giordano, F. 2004: Coastline extraction from SAR images and a method for the evaluation of the coastline precision. – *Pattern Recognition Letters*, 25: 1461–1470.
- Derrode, S., Mercier, G. & Pieczynski, W., 2003: Unsupervised change detection in SAR images using a multicomponent HMC model. – *2nd International Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images*, Ispra, Italy, 195–203.
- Elachi, C., 1988: *Spaceborne Radar Remote Sensing: Applications and Technology*. – IEEE Press, New York, USA.
- Esch, T., Thiel, M., Schenk, A., Roth, A., Muller, A. & Dech, S., 2010: Delineation of Urban Footprints from TerraSAR-X Data by Analyzing Speckle Characteristics and Intensity Information. – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 48 (2): 905–916.
- Feitosa, R. Q., Costa, G., Mota, G. L. A., Pakzad, K. & Costa, C. O., 2009: Cascade multitemporal classification based on fuzzy Markov chains. – *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 64 (2): 159–170.
- Ferreira, J. P. G. & Bioucas-Dias, J. M., 2008: Bayesian land and sea segmentation of SAR imagery. – *Proceedings of the 3rd TerraSAR-X Science Team Meeting*, Oberpfaffenhofen, Germany.

- Fjørtoft, R., Delignon, Y., Pieczynski, W., Sigelle, M. & Tupin, F., 2003: Unsupervised classification of radar images using hidden Markov chains and hidden Markov random fields. – IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 41 (3): 675–686.
- Forney, G. D., 1973: The Viterbi algorithm. – Proceedings of the IEEE, 61 (3): 268–278.
- Gang W., Prinet V., Feng, W. & Songde, M., 2003: Dike detection using active contour model. – Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Vols I–VII, New York, USA, 2523–2525.
- Geman, S. & Geman, S., 1984: Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the Bayesian restoration of images. – IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 6: 721–741.
- Giacomelli, A., Mancini, M. & Rosso, R., 1995: Assessment of flooded areas from ERS-1 PRI data: An application to the 1994 flood in Northern Italy. – Physics and Chemistry of the Earth, 20 (5-6): 469–474.
- Giordana, N. & Pieczynski, W., 1997: Estimation of generalized multisensor hidden Markov chains and unsupervised image segmentation. – IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 19 (5): 465–475.
- Granville, V. & Rasson, J. P., 1995: Multivariate discriminant analysis and maximum penalized likelihood density estimation. – Journal of the Royal Statistical Society: Series B, 57 (3): 501–517.
- Grings, F., Salvia, M., Karszenbaum, H., Ferrazzoli, H., Perna, P., Barber, M. & Berles, J. J., 2010: Statistical information of ASAR observations over wetland areas: An interaction model interpretation. – ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 65 (1): 77–85.
- Hahmann, T., Twele, A., Martinis, S. & Buchroithner, M., 2010: Strategies for the Automatic Extraction of Water Bodies from TerraSAR-X / TanDEM-X data. – In: Geographic Information and Cartography for Risk and Crisis Management, Towards Better Solutions. Lecture Notes in Geoinformation and Cartography. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 129–141.
- Hahmann, T.; Wessel, B., 2010: Surface Water Body Detection in High-Resolution TerraSAR-X Data using Active Contour Models. – In: 8th European Conference on Synthetic Aperture Radar (EUSAR), 07. - 10.06.2010, Aachen, Germany, 897–900.
- Hamarneh, G., Chodorowski, A. & Gustavsson, T., 2000: Active Contour Models: Application to oral lesion detection in color images. – Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man & Cybernetics, Vol 1-5, 2458–2463.
- Hamarneh, G., 2009: Active Contour Models (Snakes). Matlab program for interactive 2D segmentation, <http://www.cs.sfu.ca/~hamarneh/software.html>.
- Han, C. M., Guo, H. D., Shao, Y. & Liao, J. J., 2005: Detection of the flood boundary in SAR image using texture. – Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 5: 3697–3699.
- Haralick, R. M., Shanmuga, K. & Dinstein, I., 1973: Textural Features for Image Classification. – IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, SMC3: 610–621.
- Haralick, R. M. & Sharipo, L. G, 1985: Image segmentation techniques. – Computer Vision Graphics and Image Processing, 29 (1): 100–132.
- Haykin, S., 1999: Neural Networks: A Comprehensive Foundation. – Prentice Hall, New Jersey, USA.
- Henderson, F. M., 1995: Environmental factors and the detection of open surface water using X-band radar imagery. – International Journal of Remote Sensing, 16 (13): 2423–2437.
- Henry, J. B., Chastanet, P., Fellah, K. & Desnos, Y. L., 2006: ENVISAT multi-polarised ASAR data for flood mapping. – International Journal of Remote Sensing, 27 (10): 1921–1929.
- Heremans, R., Willekens, A., Borghys, D., Verbeeck, B., Valckenborg, J., Acheroy, M. & Perneel, C., 2003: Automatic detection of flooded areas on ENVISAT/ASAR images using an object-

- oriented classification technique and an active contour algorithm. – Proceedings of the IEEE Conference on Recent Advances in Space Technologies, Istanbul, Turkey, 289–294.
- Herrera-Cruz, V. & Koudogbo, F., 2009: TerraSAR-X Rapid mapping for flood events. – Proceedings of the International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (Earth Imaging for Geospatial Information), Hannover, Germany, 170–175.
- Hess, L. L., Melack, J. M. & Simonett, D. S., 1990: Radar detection of flooding beneath the forest canopy: a review. – *International Journal of Remote Sensing*, 11 (7): 1313–1325.
- Hess, L. L. & Melack, J. M., 1994: Mapping wetland hydrology and vegetation with synthetic aperture radar. – *International Journal of Ecology and Environmental Sciences*, 20: 197–205.
- Hess, L. L. & Melack J. M., 2003: Remote sensing of vegetation and flooding on Magela Creek floodplain (Northern Territory, Australia) with the SIR-C synthetic aperture radar. – *Hydrobiologia*, 500: 65–82.
- Hong, S.-H., Wdowinski, S. & Kim, S.-W, 2010: Evaluation of TerraSAR-X observations for wetland InSAR application. – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48 (2): 864–873.
- Horritt, M. S., 1999: A statistical active contour model for SAR image segmentation. – *Image and Vision Computing*, 17: 213–224.
- Horritt, M. S., Mason, D. C., Luckman, A. J., 2001: Flood boundary delineation from synthetic aperture radar imagery using a statistical active contour model. – *International Journal of Remote Sensing*, 22 (13): 2489–2507.
- Horritt, M. S., Mason, D. C., Cobby, D. M., Davenport, I. J. & Bates, P., 2003: Waterline mapping in flooded vegetation from airborne SAR imagery. – *Remote Sensing of Environment*, 85: 271–281.
- Irving, P., Fieguth, P. W. & Willsky, A., 1997: An overlapping tree approach to multiscale stochastic modeling and estimation. – *IEEE Transactions on Image Processing*, 6 (1): 1517–1529.
- Ivins, J. & Porrill, J., 1994: Statistical Snakes - Active Region Models. – Proceedings of the conference on British machine vision, 2, Surrey, UK.
- Jackson, Q. & Landgrebe, D., 2002: Adaptive Bayesian contextual classification based on Markov random fields. – *IEEE Transactions on Image Processing*, 40 (11): 2454–2463.
- Jung, H. C. & Alsdorf, D., 2010: Repeat-pass multi-temporal interferometric SAR coherence variations with Amazon floodplain and lake habitats. – *International Journal of Remote Sensing*, 31: 881–901.
- Kasetkasem, T. & Varshney, K. V, 2002: An image change detection algorithm based on Markov random field models. – *Canadian Journal of Remote Sensing*, 40: 1815–1823.
- Kass, M., Witkin, A. & Terzopoulos, D., 1987: Snakes - Active Contour Models. – *International Journal of Computer Vision*, 1: 321–331.
- Katartzis, A., Vanhamel, I. & Sahli, H., 2005: A hierarchical Markovian model for multiscale region-based classification of vector-valued images. – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43 (3): 548–558.
- Kato, Z., Zerubia, J. & Berthod, M., 1996: A hierarchical Markov random field model and multi-temperature annealing for parallel image classification. – *Graphical Models and Image Processing*, 58 (1): 18–37.
- Keaton, T. & Brokish, J., 2002: A level set method for the extraction of roads from multispectral imagery. – Proceedings of the 31st Applied Image Pattern Recognition Workshop on From Color to Hyperspectral: Advancements in Spectral Imagery Exploitation, Washington DC, USA.
- Khedam, R. & Belhadj-Aissa, A., 2003: Contextual fusion by genetic approach applied to the classification of satellite images. – In Goossens, R. (Ed.): *Remote sensing in transition*, Millpresse, Rotterdam, The Netherlands.

- Kim, J. W. et al., 2009: Integrated analysis of PALSAR/Radarsat-1 InSAR and ENVISAT altimeter data for mapping of absolute water level changes in Louisiana wetlands. – *Remote Sensing of Environment*, 113: 2356–2365.
- Kittler, J. & Illingworth, J., 1986: Minimum error thresholding. – *Pattern Recognition*, 19 (1): 41–47.
- Kohonen, T., 1995: Self-organizing maps. – Third edition, Springer-Verlag, Heidelberg, Germany.
- Kolmogorov, V. & Zabih, R., 2004: What energy functions can be Minimized via graph cuts? – *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26 (2): 147–159.
- Krieger G., Moreira A., Fiedler H., Hajnsek I., Werner M., Younis M. & Zink M., 2007: TanDEM-X: A Satellite Formation for High-Resolution SAR Interferometry. – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45 (11): 3317–3341.
- Kumar, S., 2005: Models for learning spatial interactions in natural images for context-based classification. – PhD thesis, The Robotics Institute School of Computer Science, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, USA.
- Kussul, N., 2008: Intelligent computations for flood monitoring. – 14th International Conference of Knowledge-Dialogue-Solution, Varna, Bulgaria, 48–54.
- Laferté, J. M., Pérez, P. & Heitz, F., 2000: Discrete Markov image modeling and inference on the quadtree. – *IEEE Transactions on Image Processing*, 9 (3): 390–404.
- Lang, M. W. & Kasischke, E. S., 2008: Using C-band synthetic aperture radar data to monitor forested wetland hydrology in Maryland's coastal plain, USA. – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46 (2): 535–546.
- Lang, M. W., Kasischke, E. S., Prince, S. D. & Pittman, K. W., 2008: Assessment of C-band synthetic aperture radar data for mapping and monitoring Coastal Plain forested wetlands in the Mid-Atlantic Region, USA. – *Remote Sensing of Environment*, 112: 4120–4130.
- Lang, M. W., Townsend, P. A. & Kasischke, E. S., 2008: Influence of incidence angle on detecting flooded forests using C-HH synthetic aperture radar data. – *Remote Sensing of Environment* 112: 3898–3907.
- Lee, J. S. & Jurkevich, I., 1990: Coastline Detection and Tracing in SAR Images. – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28: 662–668.
- Li, S. Z., 2009: Markov random field modeling in image analysis. – Third edition, Springer-Verlag, London, UK.
- Li, J., Gray, R. M. & Olshen, R. A., 2000: Multiresolution image classification by hierarchical modeling with two-dimensional hidden Markov models. – *IEEE Transactions on Information Theory*, 46: 1826–1840.
- Li, C. H. & Lee, C. K., 1993: Minimum cross entropy thresholding. – *Pattern Recognition*, 26 (4): 617–625.
- Liu, H. & Jezek, K. C., 2004a: Automated extraction of coastline from satellite imagery by integrating Canny edge detection and locally adaptive thresholding methods. – *International Journal of Remote Sensing*, 25: 937–958.
- Liu, H. & Jezek, K. C., 2004b: A complete high-resolution coastline of Antarctica extracted from orthorectified Radarsat SAR imagery. – *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 70: 605–616.
- Lu, D., Mausel, P., Brindizio, E. & Moran, E., 2004: Change detection techniques. – *International Journal of Remote Sensing*, 25 (12): 2365–2407.
- Luetthgen, M., Karl, W. & Willsky, A., 1994: Efficient multiscale regularization with applications to the computation of optical flow. – *IEEE Transactions on Image Processing*, 3 (1): 41–64.
- Malladi, R., Sethian, J. & Vemuri, B., 1995: Shape modeling with front propagation: A level set approach. – *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17 (2): 158–175.

- Malnes, E., Guneriussen, T. & Høgda, K. A., 2002: Mapping of flood-area by RADARSAT in Vannsjø, Norway. – Proceedings of the 29th International Symposium on Remote Sensing of the Environment, Buenos Aires, Argentina.
- Marinelli, L., Michel, R., Beaudoin, A. & Astier, J., 1997: Flood mapping using ERS tandem coherence image: a case study in south France. – Proceedings of the 3rd ERS Symposium, Florence, Italy, 531–536.
- Marques, R. C. P., de Medeiros, F. N. S. & Ushizima, D. M., 2009: Target Detection in SAR Images Based on a Level Set Approach. – IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part C-Applications and Reviews, 39: 214–222.
- Martinis, S., Twele, A. & Voigt, S., 2009: Towards operational near real-time flood detection using a split-based automatic thresholding procedure on high resolution TerraSAR-X data. – Natural Hazards and Earth System Sciences, 9: 303–314.
- Martinis, S., Twele, A. & Voigt, S., 2011: Unsupervised extraction of flood-induced backscatter changes in SAR data using Markov image modeling on irregular graphs. – IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 49 (1): 251–263
- Martinis, S. & Twele, A., 2010: Unsupervised extraction of flood-induced backscatter changes in SAR data using Markov image modeling on irregular graphs. – Remote Sensing, 2 (9), 2240–2258.
- Martinis, 2010: Automatic near real-time flood detection in high resolution X-band synthetic aperture radar satellite data using context-based classification on irregular graphs. – PhD thesis, Ludwig-Maximilians-University Munich, Munich, Germany.
- Mas, J. F., 1999: Monitoring land-cover changes: A comparison of change detection techniques. – International Journal of Remote Sensing, 20 (1): 139–152.
- Mason, D. C. & Davenport, I. J., 1996: Accurate and efficient determination of the shoreline in ERS-1 SAR images. – IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 34: 1243–1253.
- Mason, D. C., Horritt, M. S., Dall’Amico, J. T., Scott, T. R. & Bates, P. D., 2007: Improving river flood extent delineation from synthetic aperture radar using airborne laser altimetry. – IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 45 (12): 3932–3943.
- Mason, D. C., Bates, P. D. & Amico, J. T. D., 2009: Calibration of uncertain flood inundation models using remotely sensed water levels. – Journal of Hydrology, 368: 224–236.
- Mason, D. C., Speck, R., Devereux, B., Schumann, G. J.-P., Neal, J. C. & Bates, P. D., 2010: Flood detection in urban areas using TerraSAR-X. – IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 48 (2): 882–894.
- Matgen, P., Schumann, G., Henry, J. B., Hoffmann, L. & Pfister, L., 2007: Integration of SAR derived river inundation areas, high precision topographic data and a river flow model toward near real-time flood management. – International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 9 (3): 247–263.
- McMillan, A. Morley, J. G., Adams, B. J. & Chesworth, S., 2006: Identifying optimal SAR imagery specifications for urban flood monitoring: A hurricane Katrina case study. – 4th International Workshop on Remote Sensing for Disaster Response, Magdalene College, Cambridge.
- Meinel, G., Neubert, M. & Reder, J., 2001: The potential use of very high resolution satellite data for urban areas – First experiences with IKONOS data, their classification and application in urban planning and environmental monitoring. – Proceedings of Regensburger Geographische Schriften, 35: 196–205.
- Meinel, G. & Neubert, M., 2004: A comparison of segmentation programs for high resolution remote sensing data. – Proceedings of the 20th Congress of the International Society of Photogrammetry and Remote Sensing, Istanbul, Turkey, 1097–1102.
- Melack, J. M. & Wang, Y., 1998: Delineation of flooded area and flooded vegetation in Balbina Reservoir (Amazonas, Brazil) with synthetic aperture radar. – Verhandlungen Internationale Vereinigung für Limnologie, 26: 2374–2377.

- Melgani, F., Moser, G. & Serpico, S. B., 2002: Unsupervised change detection methods for remote sensing images. – *Optical Engineering*, 41 (12): 3288–3297.
- Melgani, F. & Serpico, S. B., 2003: A Markov random field approach to spatio-temporal contextual image classification. – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41 (11): 2478–2487.
- Miranda, F. P., Fonseca, L. E. N. & Carr, J. R., 1998: Semivariogram textural classification of JERS-1 (Fuyo-1) SAR data obtained over a flooded area of the Amazon rainforest. – *International Journal of Remote Sensing*, 19: 549–556.
- Moser, G. & Serpico, S. B., 2006: Generalized minimum-error thresholding for unsupervised change detection from SAR amplitude imagery. – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44 (10): 2972–2982.
- Neubert, M. & Herold, H., 2008: Assessment of remote sensing image segmentation quality. – *Proceedings of GEO-Object-Based Image Analysis*, Calgary, Canada.
- Neubert, M. Herold, H. & Meinel, G., 2006: Evaluation of remote sensing image segmentation quality - Further results and concepts. – *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science*, XXXVI (4): Vienna, Austria, 6–11.
- Nico, G., Pappalepore, M., Pasquariello, G., Refice, S. & Samarelli, S., 2000: Comparison of SAR amplitude vs. coherence flood detection methods – a GIS application. – *International Journal of Remote Sensing*, 21 (8): 1619–1631.
- Niedermeier, A., Romaneessen, E., & Lehner, S., 2000: Detection of coastlines in SAR images using wavelet methods. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 38 (5), 2270-2281.
- Oberstadler, R., Honsch, H. & Huth, D, 1997: Assessment of the mapping capabilities of ERS-1 SAR data for flood mapping: A case study of Germany. – *Hydrological Processes*, 10 (10): 1415–1425.
- Ormsby, J. P., Blanchard, B. J. & Blanchard, A. J., 1985: Detection of lowland flooding using active microwave systems. – *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 51 (3): 317–328.
- Ouyang Y., Chong J. & Zhu M., 2004: An Improved Level Set Method for Coastline Detection in SAR Images. – In: 5th European Conference on Synthetic Aperture Radar (EUSAR), Ulm (Germany), 2: 985–988.
- Pal, N. R. & Pal, S. K., 1993: A review on image segmentation techniques. – *Pattern Recognition*, 26 (9): 1277–1294.
- Peng, W., Pan, C. & Prinnet, V., 2004: Unsuperived change detection for flood analysis in SAR images. – *Proceedings of the 6th Asian Conference on Computer Vision*, Jeju Island, Korea, 652–657.
- Pérez, P., Chardin, A. & Laferté, J. M., 2000: Noniterative manipulation of discrete energy-based models for image analysis. – *Pattern Recognition*, 33 (4): 573–586.
- Pierdicca, N., Chini, M., Pulvirenti, L. & Macina, F., 2008: Integrating physical and topographic Information into a fuzzy scheme to map flooded area by SAR. – *Sensors*, 8: 4151–4164.
- Provost, J.-N., Collet, C., Rostaing, P., Pérez, P. & Bouthemy, P., 2004: Hierarchical Markovian segmentation of multispectral images for the reconstruction of water depth maps. – *Computer Vision and Image Understanding*, 93 (2): 155–174.
- Ramsey, E. W., 1995: Monitoring flooding in coastal wetlands by using radar imagery and ground-based measurements. – *International Journal of Remote Sensing*, 16 (13): 2495–2502.
- RAT - Radar Tools, <http://radartools.berlios.de/download.php>, letzter Zugriff: 13.07.2010.
- Rémi, A. & Hervé, Y., 2007: Change detection analysis dedicated to flood monitoring using ENVISAT Wide Swath mode data. – *Proceedings of the ENVISAT Symposium 2007*, Montreux, Switzerland, SP-636.

- Richards, J. A., Woodgate, P. W. & Skidmore, A. K., 1987: An explanation of enhanced radar backscattering from flooded forests. – *International Journal of Remote Sensing*, 8 (7): 1093–1100.
- Sahoo, P. K., Soltani, S. & Wong, A. K. C., 1988: A survey of thresholding techniques. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 41 (2): 233–260.
- Sanjal, J. & Lu, X. X., 2003: Application of remote sensing in flood management with special reference to Monsoon Asia: A Review. – *Natural Hazards*, 33: 283–301.
- Sharifi, K. & Leon-Garcia, A., 1995: Estimation of shape parameter for generalized Gaussian distributions in subband decompositions of video. – *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 5 (1): 52–56.
- Singh, A., 1989: Digital change detection techniques using remotely-sensed data. – *International Journal of Remote Sensing*, 10 (6): 989–1003.
- Solomon, S. I., 1993: Methodological considerations for the use of ERS-1 SAR imagery for the delineation of river networks in tropical forest areas. – *Proceedings of the 1st ERS-1 Symposium (SP-359)*, ESA/ESRIN, Frascati, Italy, 595–600.
- Schulz, S., Cadario, E., Boldt, M. & Thiele A., 2010: Improving High-Resolution Repeat Pass SAR Image Interpretation by the CoVAmCoh Method. – In: *8th European Conference on Synthetic Aperture Radar (EUSAR)*, 07.-10.06.2010, Aachen, Germany, 36–39.
- Schumann, G., Hostache, R., Puech, C., Hoffmann, L., Matgen, P., Pappenberger, F. & Pfister, L., 2007: High-resolution 3-D flood information from radar imagery for flood hazard management. – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45 (6): 1715–1725.
- Schumann, G., Baldassarre, G. D. & Paul, P. D., 2009: The utility of spaceborne radar to render flood inundation maps based on multialgorithm ensembles. – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47 (8): 2801–2807.
- Schwäbisch, M., Lehner, S. & Winkel, N., 1997: Coastline extraction using ERS SAR Interferometry. – In *Proceedings of third ERS Symposium on Space at the Service of Our Environment*, Florence, Italy, 1049–1053.
- Seiler, R., Schmidt, J., Diallo, O. & Csaplovics, E., 2009: Flood monitoring in a semi-arid environment using spatially high resolution radar and optical data. – *Journal of Environmental Management*, 90: 2121–2129.
- Silveira, M. & Heleno, S., 2009: Separation between water and land in SAR images using region-based level sets. – *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 6 (3): 471–475.
- Smyth, P., 1998: Belief networks, hidden Markov models, and Markov random fields: a unifying view. – *Pattern Recognition Letters*, 18: 1261–1268.
- Solbø, S. & Solheim, I., 2004: Towards operational flood mapping with satellite SAR. – *Proceedings of the ENVISAT/ERS Symposium 2004*, Salzburg, Austria.
- Solbø, S., Pettinato, S., Paloscia, S., Santi, E., Brusotti, P. & Solheim, I., 2004: Mapping of flooding in the Alessandria area with ERS. – *Proceedings of IEEE Geoscience and Remote Sensing Society 2004*, Anchorage, Alaska, 4689–4692.
- Song, Y. S., Sohn, H. G. & Park, C. H., 2007: Efficient water area classification using Radarsat-1 SAR imagery in a high relief mountainous environment. – *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 73: 285–296.
- Townsend, P. A. & Walsh, S. J., 1998: Modeling floodplain inundation using an integrated GIS with radar and optical remote sensing. – *Geomorphology*, 21: 295–312.
- Townsend, P. A., 2001: Mapping seasonal flooding in forested wetlands using multi-temporal RADARSAT SAR. – *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 67: 857–864.
- Townsend, P. A., 2002: Relationships between forest structure and the detection of flood inundation in forest wetlands using C-band SAR. – *International Journal of Remote Sensing*, 23 (3): 332–460.

- Ulaby, F. T., Kouyate, F., Brisco, B. & Williams, T. H. L., 1986: Textural Information in SAR images. – IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 24:235–245.
- Wang, Y., 2004: Seasonal change in the extent of inundation on floodplains detected by JERS-1 Synthetic Aperture Radar data. – International Journal of Remote Sensing, 25 (13): 2497–2508.
- Wang, Y., Colby, J. D. & Mulcahy, K. A., 2002: An efficient method for mapping flood extent in a coastal flood plain using Landsat TM and DEM data. – International Journal of Remote Sensing, 23 (18): 3681–3696.
- Wasilewski, M., 2005: Active Contours using Level Sets for Medical Image Segmentation, Matlab Codes, <http://www.postulate.org/segmentation.php>.
- Wegmüller, U., Werner, C. L., Nüesch, D. & Borgeaud, M., 1995: Forest mapping using ERS repeat-pass SAR interferometry. – Earth Observation Quarterly, 49: 4–7.
- Wessel, P. & Smith, W. H. F., 1996: A Global, self-consistent, hierarchical, high-resolution shoreline database. – Journal of Geophysical Research - Solid Earth, 101 (B4): 8741–8743.
- Weydahl, D. J., 2001: Analysis of ERS tandem SAR coherence from glaciers, valleys, and Fjord Ice on Svalbard. – IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 39: 2029–2039.
- Williams, D. J. & Shah, M., 1992: A fast algorithm for active contours and curvature estimation. – Computer Vision Graphics and Image Processing: Image Understanding, 55 (1): 14–26.
- Wilson, R. & Li, C., 2003: A class of discrete multiresolution random fields and its application to image segmentation. – IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 25 (1): 42–56.
- Xiao, M. Y., Jia, Y. H., He, Z. B. & Chen, Y., 2008: Edge detection of riverway in remote sensing images based on curvelet transform and GVF snake. (World Acad. Union - World Acad. Press).
- Zhang, Y. J., 1996: A survey on evaluation methods for image segmentation. – Pattern Recognition, 29 (8): 1335–1346.
- Zhou, C. H., Luo, J. C., Yang, C. J., Li, B. L. & Wang, S. L., 2000: Flood monitoring using multi-temporal AVHRR and RADARSAT imagery. – Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 66: 633–638.
- Zhou, L., Xuezhi, F., Pengfeng, X., Wei, W. & Ye, Sheng, 2009: An Investigation of urban water automatic extraction based on texture and imaging knowledge from high resolution SAR images. – Urban Remote Sensing Event: 1–6.
- Zwenzner, H. & Voigt, S., 2008: Improved estimation of flood parameters by combining space based SAR data with very high resolution digital elevation data. – Hydrology and Earth System Sciences Discussions, 5 (5): 2951–2973.